

UNIVERSIDAD CARLOS III DE MADRID  
ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR  
Departamento de Teoría de la Señal y Comunicaciones



PROYECTO FIN DE CARRERA  
DE INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIONES

**TÉCNICAS CIEGAS DE DETECCIÓN PARA  
SISTEMAS MIMO**

Autor: PABLO PISONERO OVILO  
Director: JOAQUÍN MÍGUEZ ARENAS  
Madrid, Enero de 2012



**Proyecto:** Técnicas Ciegas de Detección para Sistemas MIMO.

**Tipo de proyecto:** Proyecto de Fin de Carrera.

**Autor:** Pablo Pisonero Ovilo.

**Director:** Joaquín Míguez Arenas.

**Fecha de lectura:** 9 de Enero de 2012.

**Calificación:**

### **Tribunal**

**Presidente:** Ángel Bravo Santos.

**Secretario:** Luca Martino.

**Vocal:** Elisa Molanes López.



# Agradecimientos

A mi familia, mis padres y mi hermano, sin los cuales no sería la persona que he llegado a ser.

A mis amigos y toda la gente que ha estado al lado mío a lo largo de los años ofreciendo apoyo, Laura, Sandra, Susana, Belén, María, Rubén, Sergio, Jose, Jaime, Miguel, Javi...

A Joaquín, por su paciencia a lo largo del tiempo para permitirme acabar este proyecto.



# Resumen

Los sistemas MIMO (*Multiple Input Multiple Output*) han surgido como un nuevo paradigma dentro del ámbito tecnológico de las comunicaciones inalámbricas, prometiendo dar respuesta a la necesidad creciente de altas velocidades de transferencia de datos junto con una mayor eficiencia espectral de transmisión. La desventaja de estos sistemas es su mayor complejidad de procesamiento digital y la multiplicación de los recursos hardware de radiofrecuencia.

A lo largo de este proyecto proporcionamos una visión general de los sistemas de comunicaciones MIMO, destacando aquellas características que les diferencian de los sistemas tradicionales de comunicaciones inalámbricas. Posteriormente nos centramos en el análisis de un conjunto de técnicas lineales de detección para receptores MIMO, tanto semiciegas como ciegas, ya presentadas por distintos investigadores, lo que nos ayuda al desarrollo de una nueva técnica lineal ciega de detección que mejore algunas características. Adicionalmente, proponemos una técnica de ordenación y sincronización temporal de flujos de datos detectados para estos sistemas. Llevamos también a cabo un conjunto de pruebas sobre estos algoritmos mediante simulaciones numéricas para evaluar su rendimiento comparado. Finalmente, exponemos las conclusiones del trabajo realizado y proponemos futuras líneas de trabajo que pueden ser abordadas.





# Índice general

Lista de figuras	XI
Lista de tablas	XIII
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Historia . . . . .	1
1.2. Motivación . . . . .	3
1.3. Objetivos . . . . .	3
1.4. Organización de la memoria . . . . .	4
<b>2. Comunicaciones en sistemas MIMO</b>	<b>5</b>
2.1. Introducción . . . . .	5
2.2. Modelo de señal . . . . .	6
2.2.1. Modelado de canal . . . . .	6
2.2.2. Función de transferencia . . . . .	9
2.3. Capacidad . . . . .	10
2.3.1. Expresiones de la capacidad . . . . .	10
2.3.2. Multiplexado espacial y solución óptima . . . . .	11
2.4. Diversidad . . . . .	13
2.4.1. Diversidad en recepción . . . . .	13
2.4.2. Diversidad en transmisión y codificación espacio-temporal . . . . .	14
2.5. Diseño de sistemas MIMO . . . . .	15
2.5.1. Arquitectura de sistemas MIMO . . . . .	15
2.5.2. Aspectos de diseño . . . . .	17
<b>3. Revisión de técnicas de detección para sistemas MIMO</b>	<b>19</b>
3.1. Introducción . . . . .	19
3.2. Arquitectura y modelo de señal . . . . .	20
3.3. Detección óptima de máxima verosimilitud . . . . .	25
3.4. Técnicas semiciegas de detección . . . . .	29
3.4.1. Detección semiciega basada en el principio de máxima verosimilitud . . . . .	29
3.4.2. Detección semiciega basada en CMA . . . . .	35

3.5. Técnicas ciegas de detección . . . . .	42
3.5.1. Detección ciega iterativa basada en CMA . . . . .	42
3.5.2. Detección ciega paralela basada en CMA . . . . .	47
<b>4. Técnica ciega de detección MIMO de máxima verosimilitud con correlaciones cruzadas</b>	<b>51</b>
4.1. Introducción . . . . .	51
4.2. Arquitectura y modelo de señal . . . . .	52
4.3. Función de verosimilitud regularizada . . . . .	53
4.4. Inicialización . . . . .	57
4.5. Algoritmo de búsqueda . . . . .	58
4.6. Superficie de verosimilitud regularizada . . . . .	62
4.7. Sincronización de flujos de datos . . . . .	63
<b>5. Simulaciones y análisis</b>	<b>67</b>
5.1. Introducción . . . . .	67
5.2. Simulaciones y análisis de la técnica de detección MV-CC . . .	68
5.3. Simulaciones y análisis de la técnica de ordenación y sincronización . . . . .	79
5.4. Simulaciones y análisis comparativos de las técnicas de detección	85
<b>6. Conclusiones</b>	<b>95</b>
6.1. Resultados del proyecto . . . . .	95
6.2. Líneas futuras de trabajo . . . . .	98
<b>A. Glosario</b>	<b>99</b>
<b>Bibliografía</b>	<b>101</b>

# Índice de figuras

2.1. Modelo de canal MIMO $N \times M$ . . . . .	6
2.2. Canal MIMO degenerado . . . . .	8
2.3. Capacidades de canal para sistemas SISO, MISO, SIMO y MIMO	10
2.4. Arquitectura de sistema MIMO monousuario . . . . .	15
2.5. Arquitectura de sistema MIMO multiusuario . . . . .	15
3.1. Arquitectura MIMO para técnicas de detección . . . . .	20
3.2. Canales SISO para filtrado y suavizado . . . . .	21
3.3. Diagrama trellis para sistemas SISO . . . . .	26
3.4. Diagrama trellis para sistemas MIMO . . . . .	27
3.5. Función de densidad de probabilidad de señales QPSK procesadas para canal igualado . . . . .	31
3.6. Función de densidad de probabilidad de señales QPSK para canal no igualado . . . . .	31
3.7. Constelaciones para CMA . . . . .	36
3.8. Proceso de detección iterativa . . . . .	43
3.9. Proceso de detección paralela . . . . .	47
4.1. Arquitectura de la técnica de detección MV-CC . . . . .	52
4.2. Correlaciones para secuencias de datos . . . . .	54
4.3. Sensibilidad de los términos $C_{DP}$ y $C_{MAX}$ . . . . .	55
4.4. Correlaciones con umbral $\beta$ para secuencias de datos . . . . .	56
4.5. Proceso de búsqueda original . . . . .	60
4.6. Proceso de búsqueda modificado . . . . .	61
4.7. Correlaciones con secuencias de sincronización . . . . .	64
4.8. Correlaciones con secuencias de sincronización procesadas . . . . .	65
5.1. Evolución de suavizadores según la inicialización . . . . .	68
5.2. Probabilidad de superación de $\beta$ . . . . .	71
5.3. Probabilidad de error de símbolo de la técnica MV-CC según la longitud de los suavizadores . . . . .	74
5.4. Probabilidad de error de símbolo de la técnica MV-CC según $P_{CC}$ . . . . .	76
5.5. Superficie de verosimilitud . . . . .	78

5.6. Superficie de verosimilitud regularizada . . . . .	78
5.7. Eficiencia de la técnica de ordenación y sincronización de flujos	79
5.8. Sensibilidad según la longitud de la secuencia de sincronización	80
5.9. Probabilidad de un falso positivo según el umbral normalizado	80
5.10. Probabilidad de un falso negativo según la probabilidad de error de símbolo . . . . .	81
5.11. Rendimiento de la técnica según la SER y umbrales . . . . .	83
5.12. Rendimiento de la técnica según la SER, umbrales y $N_{SINC}$ .	84
5.13. Tasa de error de símbolo MIMO $2 \times 3$ y $P = 1$ . . . . .	85
5.14. Tasa de error de símbolo MIMO NLOS $2 \times 3$ y $P = 2$ . . . . .	86
5.15. Tasa de error de símbolo MIMO NLOS $2 \times 3$ y $P = 3$ . . . . .	86
5.16. Tasa de error de símbolo MIMO NLOS $2 \times 4$ y $P = 1$ . . . . .	87
5.17. Tasa de error de símbolo MIMO NLOS $2 \times 4$ y $P = 2$ . . . . .	88
5.18. Tasa de error de símbolo MIMO NLOS $2 \times 4$ y $P = 3$ . . . . .	88
5.19. Tasa de error de símbolo MIMO NLOS $3 \times 4$ y $P = 1$ . . . . .	89
5.20. Tasa de error de símbolo MIMO NLOS $3 \times 4$ y $P = 2$ . . . . .	89
5.21. Tasa de error de símbolo MIMO NLOS $3 \times 4$ y $P = 3$ . . . . .	90
5.22. Tasa de error de símbolo MIMO LOS $2 \times 3$ , $P = 2$ y $K = 10$ .	90
5.23. Tasa de error de símbolo MIMO LOS $2 \times 3$ , $P = 2$ y $K = 30$ .	91
5.24. Tasa de error de símbolo MIMO LOS $2 \times 3$ , $P = 2$ y $K = 50$ .	91
5.25. Complejidad temporal de las técnicas de detección según la configuración de antenas . . . . .	92
5.26. Complejidad temporal de las técnicas de detección según la relación señal a ruido . . . . .	93
5.27. Complejidad temporal de las técnicas de detección según la longitud equivalente del canal $P$ . . . . .	94

# Índice de cuadros

4.1. Pseudocódigo de la técnica MV-CC . . . . .	59
4.2. Pseudocódigo de la técnica de sincronización y ordenación . .	66
5.1. Análisis comparativo de técnicas de inicialización . . . . .	69
5.2. Comportamiento de la técnica MV-CC . . . . .	72
5.3. Análisis comparativo de técnicas de búsqueda . . . . .	73
5.4. Análisis comparativo de la complejidad de la técnica MV-CC según $P_{CC}$ . . . . .	77

# Capítulo 1

## Introducción

### 1.1. Historia

La historia de las radiocomunicaciones comienza a mediados del siglo XIX cuando se llevaron a cabo los primeros experimentos de transmisión inalámbrica. Sin embargo, no fue hasta 1864 cuando James C. Maxwell presentó la versión definitiva de las ecuaciones que regían los fenómenos electromagnéticos y proporcionaba un marco teórico completo para el desarrollo de este campo. Posteriormente, las aplicaciones desarrolladas por científicos e ingenieros como Hertz, Marconi, Tesla o Popov sentaron las bases prácticas para el desarrollo consecuente. Durante decenios, la transmisión y procesamiento analógico fueron la base de este área, con todas sus características y limitaciones. La llegada de la tecnología digital a este campo, a finales del siglo XX, supuso un punto de inflexión con el desarrollo de nuevas técnicas de modulación y de procesamiento de señales, dotando de una mayor versatilidad y prestaciones a los sistemas de radiocomunicaciones.

Dentro del campo de las radiocomunicaciones, podemos hacer una primera clasificación de sistemas atendiendo a las condiciones de propagación:

*Radioenlaces Fijos.* Enlaces de radiocomunicaciones cuyos transmisores y receptores están espacialmente fijos. El diseño de radioenlaces terrestres fijos es un área tradicional de aplicación que cuenta con una metodología y unos algoritmos de diseño ya asentados y estandarizados y que se basan principalmente en conseguir un enlace de visión directa entre transmisor y receptor, minimizando el multitrayecto, a la vez que se tienen en cuenta de forma estadística las inclemencias meteorológicas. Como ejemplo de estos sistemas podemos citar la distribución de TV y radio (punto-multipunto) y los enlaces de datos (punto-punto).

*Radioenlaces Satelitales.* Enlaces de radiocomunicaciones en los que intervienen satélites artificiales, en distintas órbitas alrededor del globo terráqueo, con equipos específicos de comunicaciones y en los cuales puede existir un movimiento relativo entre transmisor y receptor. El diseño de radioenlaces satelitales es complejo, en cuanto a los requerimientos de potencias y sensibilidades de los equipos transmisores y receptores, debido a las enormes distancias que deben ser salvadas; sin embargo, el multitrayecto no suele ser un problema grave debido a los altos ángulos de elevación entre terminales y satélites. Como ejemplo de estos sistemas podemos citar la difusión de contenidos y comunicaciones entre puntos alejados del globo mediante satélites en órbita geoestacionaria y la telefonía móvil por medio de satélites en órbita baja.

*Radioenlaces Móviles.* Enlaces de radiocomunicaciones en los que el transmisor, el receptor o ambos pueden estar en movimiento y localizados en emplazamientos no óptimos desde el punto de vista de propagación. El diseño de los sistemas de comunicaciones móviles es complejo en tanto que no se dispone de un modelo determinista para las condiciones de propagación y que el multitrayecto presente es en general muy fuerte y complejo. Como ejemplo de estos sistemas podemos citar la telefonía celular (GSM, UMTS) o redes inalámbricas de acceso a datos (WiMax, WiFi).

Tradicionalmente, la transmisión de señales en estos sistemas anteriormente expuestos se ha realizado a través de una única antena en transmisión y una única antena en recepción por lo que se han denominado sistemas SISO (*Single Input Single Output*), disponiendo entonces de un modelo equivalente sencillo de sistema de comunicaciones. Sin embargo, en los últimos años, diversos estudios y trabajos han demostrado las grandes ventajas disponibles de establecer varias antenas tanto en el transmisor como en el receptor trabajando simultáneamente en la misma banda de frecuencias y tiempo, lo que junto al desarrollo de técnicas especiales de codificación y tratamiento de señales se ha plasmado en la aparición de los sistemas MIMO (*Multiple Input Multiple Output*) [1]. Estos sistemas se aprovechan de las condiciones de propagación presentes en el medio para conseguir un rendimiento, en términos de capacidad o probabilidad de error, que puede ser muy superior al de los sistemas convencionales, a costa por supuesto de una mayor complejidad [1].

Los sistemas MIMO aparecen a día de hoy como una de las tecnologías más prometedoras dentro del área de las comunicaciones inalámbricas por el alto rendimiento alcanzable. La historia de los sistemas MIMO se remonta a los últimos 15 años, durante los cuales se ha pasado por la fase de concepción, desarrollo teórico y validación experimental (en curso todavía) e implementación comercial.

## 1.2. Motivación

La tendencia, en el ámbito de las comunicaciones, es proporcionar unos contenidos personalizados al consumidor, independientemente de su localización, permitiendo además su movilidad, lo cual requiere el uso de tecnologías inalámbricas. Por lo tanto, el uso de servicios de radiocomunicaciones se ha visto multiplicado en los últimos 20 años debido a la incorporación a los usos tradicionales (difusión, enlaces y sistemas como PMR) de los nuevos servicios personales (multimedia, datos...).

Por otra parte, el espectro electromagnético es un recurso natural y limitado, del cual depende una cantidad ingente de aplicaciones y servicios y que, por lo tanto, debe ser gestionado eficientemente para un correcto funcionamiento, tarea que llevan a cabo distintos organismos internacionales (ITU, ETSI) como nacionales (CNAF). Las limitaciones de uso del espectro electromagnético son fundamentales por las restricciones que impone a nivel técnico a los sistemas de comunicaciones radio.

Por lo tanto, es imprescindible que, desde un punto de vista tecnológico, se desarrollen nuevas técnicas que sean capaces de satisfacer la creciente demanda de servicios inalámbricos mediante un uso eficiente del espectro electromagnético. Los sistemas MIMO aparecen como un nuevo paradigma capaz de aunar ambos objetivos en ciertos entornos.

## 1.3. Objetivos

Los objetivos del presente proyecto de fin de carrera son los siguientes:

- Proporcionar una visión general de los sistemas MIMO, así como sus aspectos más relevantes.
- Llevar a cabo el estudio y la simulación numérica de ciertas técnicas, ya existentes, semiciegas (con presencia de símbolos pilotos) y ciegas (sin presencia de símbolos piloto) de detección para sistemas MIMO.
- Llevar a cabo el estudio, desarrollo y simulación numérica de una nueva técnica ciega de detección para sistemas MIMO.
- Llevar a cabo el estudio, desarrollo y simulación numérica de una técnica de sincronización de flujos de datos en sistemas MIMO.
- Realizar una comparativa entre las distintas técnicas de detección, extraer conclusiones y proponer posibles líneas futuras de trabajo.



## 1.4. Organización de la memoria

El primer capítulo ha expuesto una presentación general de este proyecto de fin de carrera, detallando la motivación del mismo, así como sus objetivos y estructura.

El segundo capítulo da una visión general de los sistemas de comunicaciones MIMO, analizando aquellas características que los definen a nivel teórico y de diseño y dando las referencias bibliográficas adecuadas para un estudio más detallado. De esta manera se proporciona el marco adecuado para el desarrollo del resto de la memoria del proyecto.

El tercer capítulo está dedicado al estudio de un conjunto de técnicas semiciegas y ciegas de detección ya existentes para sistemas de comunicaciones MIMO, de forma que, para cada una de ellas, se explica su principio de funcionamiento y las expresiones matemáticas asociadas.

El cuarto capítulo se centra en primer lugar en el estudio y desarrollo de una nueva técnica ciega de detección para sistemas de comunicaciones MIMO que, basándose en las anteriores, mejora algunos aspectos de funcionamiento y rendimiento. En segundo lugar, se presenta una sencilla técnica de sincronización para los flujos de datos detectados en un receptor MIMO.

El quinto capítulo está centrado en la comparativa entre las distintas técnicas de detección, las ya existentes y la desarrollada en este proyecto. Se llevan a cabo diferentes simulaciones numéricas para comparar el rendimiento de las técnicas en distintos escenarios.

El sexto capítulo está dedicado a la exposición de las conclusiones y proposición de futuras líneas de trabajo, basándose en los resultados obtenidos a lo largo del proyecto.

# Capítulo 2

## Comunicaciones en sistemas MIMO

### 2.1. Introducción

Los antecedentes teóricos y prácticos de los sistemas de comunicaciones MIMO pueden situarse en los ya clásicos conceptos de diversidad (tanto en transmisión como en recepción) y conformado de haz (*beamforming*). Sin embargo, una serie de trabajos realizados en los años 90 sentaron las bases teóricas de esta tecnología; en particular, el trabajo de A. J. Paulraj y T. Kailath [2] que introdujo el concepto de multiplexado espacial, los trabajos de I. E. Telatar [3], G. J. Foschini y M. J. Gans [4] que analizaron el incremento sustancial de la capacidad del canal MIMO respecto al tradicional SISO y los trabajos de V. Tarokh y A. R. Calderbank [5, 6] que sentaban las bases para el diseño de códigos adecuados para transmisión. Se pueden encontrar también tutoriales que ofrecen una perspectiva histórica y tecnológica de los sistemas MIMO [7, 8].

Actualmente, la tecnología MIMO es ya una realidad. Diversas empresas han realizado ya aplicaciones comerciales, tales como Iospan Wireless Inc., Samsung, Runcom Technologies. Así mismo, la tecnología MIMO ha sido incluida dentro de diversos estándares, tales como telefonía móvil (3G-HSDPA), redes locales (IEEE 802.11n) y de área extensa (IEEE 802.16).

A lo largo de este capítulo damos una descripción general de los sistemas MIMO, así como de sus características más relevantes, que los hacen diferentes de los sistemas de comunicaciones inalámbricas tradicionales. Mostramos las ventajas proporcionadas, así como las dificultades y compromisos de diseño a los que hay que enfrentarse.

## 2.2. Modelo de señal

### 2.2.1. Modelado de canal

Definimos un canal radioel ctrico MIMO  $N \times M$  como aquel establecido en un sistema de comunicaciones que consta de  $N$  antenas transmisoras y  $M$  antenas receptoras, transmitiendo todas al mismo tiempo y en la misma banda de frecuencias.

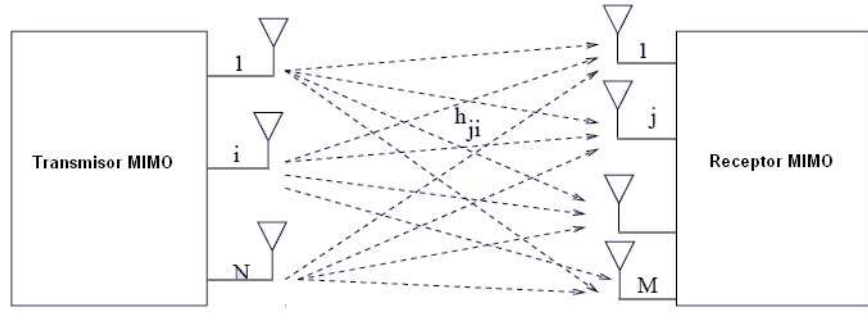


Figura 2.1: Modelo de canal MIMO  $N \times M$

Tal como se aprecia en la Figura 2.1, y de forma general, se establecen un total de  $NM$  subcanales de comunicaciones entre las  $N$  antenas del transmisor y las  $M$  antenas del receptor, por lo que una descripci n adecuada del canal MIMO (en tiempo discreto y banda base) puede ser dada de forma matricial [1], tal como mostramos a continuaci n:

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & \dots & h_{1N} \\ h_{21} & h_{22} & \dots & h_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{M1} & h_{M2} & \dots & h_{MN} \end{pmatrix}. \quad (2.1)$$

Cada una de las entradas  $h_{ji}$  de la matriz  $\mathbf{H}$  define el subcanal de comunicaciones entre la antena  $i$ - sima de transmisi n y la antena  $j$ - sima de recepci n del canal MIMO  $N \times M$ . Consideramos que cada una de las entradas  $h_{ji}$  representa un canal de comunicaciones complejo con un multitrayecto tal que la dispersi n del retardo es mayor que el periodo de s mbolo (equivalentemente, el ancho de banda de coherencia es menor que el ancho de banda de trasmisi n de la se al), lo que implica que se produce interferencia intersimb lica (ISI, *Inter Symbol Interference*). Por lo tanto, cada uno de estos canales discretos equivalente muestreado a periodo de s mbolo contiene m s de un elemento ( $P$  elementos de forma gen rica).

Teniendo en cuenta la descripción anterior de las entradas  $h_{ji}$  de la matriz de canal  $\mathbf{H}$ , podemos expresar dicha matriz como la sucesión resultante de muestrearla a periodo de símbolo, obteniendo  $P$  submatrices, tal como mostramos a continuación:

$$\mathbf{H} = \{\mathbf{H}[0] \ \mathbf{H}[1] \ \dots \ \mathbf{H}[P-1]\}, \quad (2.2)$$

$$\mathbf{H}[m] = \begin{pmatrix} h_{11}[m] & h_{12}[m] & \dots & h_{1N}[m] \\ h_{21}[m] & h_{22}[m] & \dots & h_{2N}[m] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{M1}[m] & h_{M2}[m] & \dots & h_{MN}[m] \end{pmatrix}, \quad m = 0, \dots, P-1. \quad (2.3)$$

Una vez definida la estructura genérica de la matriz del canal MIMO, pasamos a particularizar las expresiones para algunas condiciones de propagación particulares.

*Canal Visión directa/no directa (LOS+NLOS):* La matriz  $\mathbf{H}$  del canal MIMO está compuesta por una componente de visión directa LOS (*Line Of Sight*)  $\mathbf{H}_{LOS}$  y una componente de visión no directa NLOS (*No Line Of Sight*)  $\mathbf{H}_{NLOS}$ , siendo el factor  $K$  de Rice el que indica la relación de potencia de la componente LOS sobre la componente NLOS tal como

$$\mathbf{H} = \sqrt{\frac{K}{1+K}} \mathbf{H}_{LOS} + \sqrt{\frac{1}{1+K}} \mathbf{H}_{NLOS}. \quad (2.4)$$

Las componentes  $h_{ji}$  de  $\mathbf{H}_{LOS}$  son deterministas, complejas y de módulo unidad, según la geometría pueden generar una matriz estadísticamente muy correlacionada, que implica que el rango de la misma tienda a 1. Por otra parte, las entradas  $h_{ji}$  de  $\mathbf{H}_{NLOS}$  son modeladas a partir de una distribución Rayleigh compleja y generan una matriz estadísticamente poco correlacionada, que implica que el rango de la misma tiende al máximo [1].

Mientras que en sistemas SISO el diseño se lleva a cabo maximizando el factor  $K$  con visión directa entre transmisor y receptor, lo cual suele llevar a una alta correlación entre los canales de la matriz  $\mathbf{H}$ , el rendimiento de los sistemas MIMO (en términos de capacidad) no depende exclusivamente de que exista una línea de visión directa entre ambos extremos, por lo que el requerimiento anterior no es necesariamente aplicable.

Destacamos 2 casos particulares de canales MIMO altamente correlacionados a partir de causas diferentes de la existencia de línea de visión directa.

*Canal correlacionado (TX-RX):* La matriz de canal está altamente correlacionada debido a la correlación que existe entre las propias antenas del transmisor y/o entre las propias antenas del receptor, por lo que puede expresarse

$$\mathbf{H}_{COR} = \mathbf{R}_{RX} \mathbf{H} \mathbf{R}_{TX}, \quad (2.5)$$

siendo  $\mathbf{R}_{RX}$  y  $\mathbf{R}_{TX}$ , respectivamente, las matrices de correlación del receptor y del transmisor, siendo matrices simétricas respecto a la diagonal principal. De manera que el rango de la matriz completa del canal queda limitado como

$$\text{rg}(\mathbf{H}_{COR}) = \text{mín}(\text{rg}(\mathbf{R}_{RX}), \text{rg}(\mathbf{R}_{TX})), \quad (2.6)$$

suponiendo una matriz  $\mathbf{H}$  de rango completo.

*Canal Degenerado (pin hole):* La matriz de canal se encuentra afectada por el hecho de existir una pantalla metálica entre transmisor y receptor con una pequeña abertura, siendo el único punto de transmisión posible entre los extremos, tal como se describe en la Figura 2.2, por lo que la matriz del canal queda

$$\mathbf{H}_{DEG} = \mathbf{h}_{RX} \mathbf{H} \mathbf{h}_{TX}, \quad (2.7)$$

siendo  $\mathbf{h}_{RX}$  y  $\mathbf{h}_{TX}$  respectivamente los vectores que modelan los  $M$  canales existentes entre la abertura y el receptor y los  $N$  canales existentes entre el transmisor y la abertura. Denominamos a este canal como degenerado porque, debido a su construcción, el rango de la matriz de canal resultante es siempre 1.

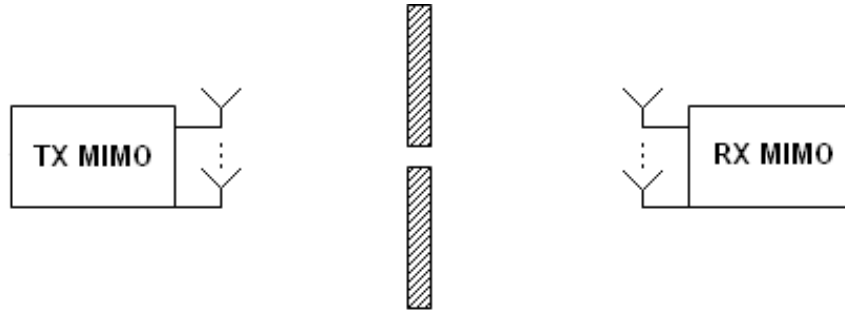


Figura 2.2: Canal MIMO degenerado

Por último, podemos señalar que ha habido trabajos encaminados a caracterizar y estandarizar diferentes canales radioeléctricos como pueden ser los llevados a cabo para el estándar IEEE 802.16 [9] o por el grupo 3GPP [10].

### 2.2.2. Función de transferencia

Una vez definido el canal de comunicaciones MIMO con  $N$  antenas transmisoras y  $M$  antenas receptoras, podemos establecer la función de transferencia del mismo, entendida como la relación matemática que transforma la señal de entrada en la señal de salida.

Partiendo de los vectores de símbolos de entrada,  $\mathbf{x}[n]$ , y salida,  $\mathbf{y}[n]$ ,

$$\mathbf{x}[n] = \begin{pmatrix} x_1[n] \\ x_2[n] \\ \vdots \\ x_N[n] \end{pmatrix}, \quad (2.8)$$

$$\mathbf{y}[n] = \begin{pmatrix} y_1[n] \\ y_2[n] \\ \vdots \\ y_M[n] \end{pmatrix}, \quad (2.9)$$

podemos establecer la función de transferencia

$$\mathbf{y}[n] = \sum_{m=0}^{P-1} \mathbf{H}[m] \mathbf{x}[n-m], \quad (2.10)$$

de forma que cada una de  $M$  componentes del vector de salida  $\mathbf{y}[n]$  está compuesta por las contribuciones de los  $N$  subcanales que se forman entre las  $N$  antenas transmisoras y dicha antena receptora, teniendo en cuenta, adicionalmente, que existen  $P-1$  componentes adicionales de multitrayecto para cada una de estas contribuciones, en concreto

$$y_j[n] = \sum_{i=1}^N \sum_{m=0}^{P-1} h_{ji}[m] x_i[n-m] = \sum_{i=1}^N (h_{ji}[0] x_i[n] + \dots + h_{ji}[P-1] x_i[n-P+1]). \quad (2.11)$$

Por último, es necesario tener en cuenta el ruido equivalente del receptor, considerado aditivo, blanco y gaussiano (AWGN, *Additive White Gaussian Noise*) y multivariante con distribución  $N(0, \sigma^2 \mathbf{I})$  en forma de un vector  $\mathbf{r}[n]$ .

$$\mathbf{y}[n] = \sum_{m=0}^{P-1} \mathbf{H}[m] \mathbf{x}[n-m] + \mathbf{r}[n]. \quad (2.12)$$

## 2.3. Capacidad

### 2.3.1. Expresiones de la capacidad

La capacidad se define como la máxima tasa de información que puede ser transferida por un sistema de comunicaciones de forma fiable. Este parámetro es de gran importancia, ya que define el rendimiento del sistema mediante un límite superior de sus prestaciones. Los estudios de capacidad se iniciaron con el conocido trabajo de Shannon [11] para canales SISO. Los resultados equivalentes para canales MIMO fueron desarrollados en [3, 4] y mostraron un incremento muy importante de la capacidad para esta clase de sistemas. Un tutorial introductorio sobre el tema puede encontrarse en [12].

Las expresiones simplificadas de la capacidad (medida en bits/s/Hz) en sistemas SISO, MISO, SIMO y MIMO, para una relación señal a ruido (SNR, *Signal to Noise Ratio*) media igual a  $\rho$  y siendo  $A$  el mínimo entre el número de antenas en transmisión ( $N$ ) y recepción ( $M$ ) son respectivamente

$$C_{SISO} = \log_2(1 + \rho), \quad (2.13)$$

$$C_{MISO} = \log_2(1 + \rho), \quad (2.14)$$

$$C_{SIMO} = \log_2(1 + M\rho), \quad (2.15)$$

$$C_{MIMO} = A \log_2(1 + \rho). \quad (2.16)$$

Lo más relevante de las expresiones anteriores es el aumento de la capacidad de los sistemas MIMO respecto a los sistemas SISO, MISO y SIMO tal como podemos apreciar en las Figuras 2.3(a) y 2.3(b).

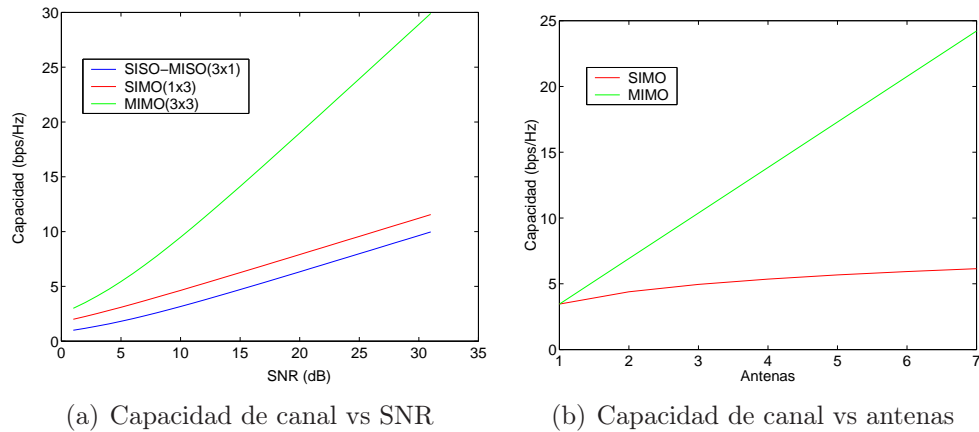


Figura 2.3: Capacidades de canal para sistemas SISO, MISO, SIMO y MIMO

### 2.3.2. Multiplexado espacial y solución óptima

El análisis más detallado de la expresión matemática de la capacidad del canal MIMO, siguiendo la referencia [12], nos permite obtener una interpretación física del aumento de la misma respecto a los sistemas tradicionales, así como determinar la estrategia óptima para alcanzarla.

Partimos de la expresión general de la capacidad de un sistema MIMO

$$C = E_H \left\{ \log_2 \left[ \det \left( \mathbf{I}_M + \frac{P_{TX}}{N\sigma^2} \mathbf{H} \mathbf{H}^H \right) \right] \right\}, \quad (2.17)$$

donde  $E_H$  denota la esperanza matemática respecto a la matriz de canal  $\mathbf{H}$ ,  $N$  es el número de antenas en el transmisor,  $M$  es el número de antenas en el receptor,  $P_{TX}$  es la potencia total transmitida,  $\sigma^2$  es la potencia de ruido en el receptor e  $\mathbf{I}_M$  es la matriz identidad de dimensiones  $M \times M$ . Se puede realizar una descomposición en valores singulares (SVD, *Singular Value Decomposition*) de la matriz de canal  $\mathbf{H}$ , expresándola en términos de matrices unitarias  $\mathbf{U}$  y  $\mathbf{V}$  de vectores singulares y una matriz diagonal  $\mathbf{\Sigma}$  con los valores singulares como

$$\mathbf{H} = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^H. \quad (2.18)$$

Haciendo uso de (2.18), reescribimos la capacidad como

$$C = E_H \left\{ \log_2 \left[ \det \left( \mathbf{I}_M + \frac{P_{TX}}{N\sigma^2} \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{\Sigma}^H \mathbf{U}^H \right) \right] \right\}. \quad (2.19)$$

La capacidad del canal ahora está expresada en términos de matrices unitarias y diagonales y puede comprobarse que la capacidad total es la suma de un número de canales paralelos SISO con ruido blanco aditivo gaussiano. El número  $L$  de canales paralelos es igual al rango de la matriz  $\mathbf{H}$ ,

$$L = \text{rg}(\mathbf{H}) \leq \min(N, M). \quad (2.20)$$

Entonces, se puede expresar finalmente la capacidad del canal MIMO

$$C = E_H \left\{ \sum_{i=1}^L \log_2 \left( 1 + \frac{P_{TX}}{N\sigma^2} \lambda_i^2 \right) \right\}, \quad (2.21)$$

siendo  $\lambda_i$  los valores singulares de  $\mathbf{H}$ .



Por lo tanto, la alta capacidad alcanzable por los sistemas MIMO es debida a la existencia de un cierto número de canales SISO actuando en paralelo que pueden transportar flujos independientes de datos que, una vez en el receptor, pueden ser separados si se lleva a cabo el procesamiento espacio-temporal adecuado.

El multiplexado espacial es una de las características más relevantes de los sistemas MIMO y hace referencia a este aumento de la capacidad por la creación de canales paralelos de comunicaciones, que lleva a una eficiencia espectral mayor, ya que todos los flujos de datos se están transmitiendo simultáneamente y en la misma banda de frecuencias. Las condiciones necesarias para conseguir dicho aumento son las siguientes:

- La matriz de canal  $\mathbf{H}$  debe tener un rango alto.
- El mínimo número de antenas tanto en el transmisor como en el receptor marca el máximo número de subcanales posibles.
- Debe llevarse a cabo el procesamiento espacio-temporal adecuado tanto en el transmisor como en el receptor.

Podemos analizar por separado los casos en los que el transmisor tiene conocimiento o no del canal de comunicaciones MIMO tal como lo ve el receptor, lo que se conoce como CSI (*Channel State Information*).

*Transmisor sin conocimiento del canal.* El transmisor MIMO no tiene una estimación del canal, por lo que se limita a transmitir por las  $N$  antenas siguiendo el esquema de codificación y modulación acordado con el receptor, emitiendo la misma potencia por cada antena. En este caso no se alcanza necesariamente el máximo de la capacidad ofrecida por el canal.

*Transmisor con conocimiento del canal.* El transmisor MIMO posee una estimación del canal, por lo que, además de transmitir por las  $N$  antenas siguiendo el esquema de codificación y modulación acordado con el receptor, puede optimizar la comunicación a través del procesamiento adecuado en transmisión y recepción, así como la potencia emitida por cada antena para acercarse a la capacidad máxima del canal, técnica conocida como *water-filling* [13]. En este caso, la potencia asignada a cada uno de los  $L$  subcanales  $\epsilon_i$  es proporcional al autovalor  $\lambda_i$  correspondiente, que es una medida de la ganancia del mismo. Por lo que, bajo la restricción de que la potencia total transmitida debe mantenerse constante, la capacidad puede expresarse como

$$C = E_H \left\{ \sum_{i=1}^L \log_2 \left( 1 + \epsilon_i \frac{P_{TX}}{N\sigma^2} \lambda_i^2 \right) \right\}. \quad (2.22)$$

## 2.4. Diversidad

Las técnicas de diversidad están enfocadas a mejorar la calidad del sistema, en términos de BER (*Bit Error Rate*), mediante el procesamiento de las réplicas de una misma señal que alcanzan el receptor, consideradas estadísticamente independientes, haciendo frente al desvanecimiento. Tradicionalmente, en sistemas SISO, se han utilizado técnicas de diversidad:

- Diversidad temporal. Transmitiendo en instantes separados por un intervalo superior al tiempo de coherencia del canal.
- Diversidad frecuencial. Transmitiendo simultáneamente en frecuencias separadas más del ancho de banda de coherencia del canal.
- Diversidad espacial. Disponiendo una separación entre antenas receptoras tal que cada una de ellas reciba un canal independiente.

Las técnicas de diversidad temporal y frecuencial incurren en un uso importante de los recursos disponibles disminuyendo la eficiencia espectral, porque o bien se debe reducir la tasa efectiva de transmisión de información (diversidad temporal) o bien se deben multiplicar los recursos asignados al sistema (diversidad frecuencial). La diversidad espacial aporta unas ventajas en este sentido importantes, ya que se mantiene la eficiencia espectral [1].

Los sistemas MIMO se caracterizan por hacer uso de la diversidad espacial tanto en transmisión como en recepción, lo que les confiere ventajas a costa de un procesamiento más complejo. Considerando la estructura del canal (2.1), el grado máximo de diversidad ofrecido un sistema MIMO  $N \times M$ , entendido como el número máximo de canales independientes para ser procesados, es  $NM$ . Según la interpretación en [14], un sistema MIMO  $N \times M$  es equivalente, a nivel de prestaciones, a un sistema SIMO  $1 \times NM$  confirmando el máximo grado de diversidad alcanzable por los sistemas MIMO.

### 2.4.1. Diversidad en recepción

La diversidad en recepción ha sido ampliamente estudiada y utilizada desde hace décadas en los sistemas SISO. Las 2 técnicas principales para el procesamiento de las señales de llegada por las distintas antenas en esta clase de sistemas han sido el esquema de selección y el esquema de combinación. Por otra parte, la diversidad en recepción en sistemas MIMO puede basarse en la acumulación de la función de coste de detección para cada una de las ramas de llegada o en el procesamiento digital conjunto de las señales de todas las antenas según algún criterio de diseño [1].

### 2.4.2. Diversidad en transmisión y codificación espacio-temporal

La diversidad en transmisión persigue el mismo objetivo que la diversidad en recepción, la mejora de la fiabilidad de sistemas de comunicaciones. Sin embargo, debido a la complejidad asociada a nivel de procesamiento de señal, no ha sido estudiada hasta hace poco tiempo. Los primeros sistemas de diversidad en transmisión estaban basados en esquemas que requerían conocimiento del canal en el mismo (caso de la selección de antena de transmisión), mientras que los sistemas MIMO hacen uso de esquemas de codificación espacio-temporal sin necesidad de conocimiento del canal [1].

La codificación espacio-temporal (STC, *Spatio Temporal Coding*) está basada, en términos generales, en la creación de correlación entre los flujos de datos provenientes de una fuente de datos independientes e idénticamente distribuidos, sin ninguna clase de correlación espacial o temporal. Estos flujos atraviesan el codificador espacio-temporal, que crea cierto tipo de correlación en ambas dimensiones tras lo cual son transmitidos por las antenas. El receptor, que puede incluso tener una única antena, hace uso de la información que posee sobre el proceso de codificación para realizar la detección.

El proceso de codificación espacio-temporal idealmente dispersa un símbolo de entrada a lo largo de la dimensión temporal (distintos momentos de transmisión) y de la dimensión espacial (diferentes antenas de transmisión), de forma que dicho símbolo se propague a través de los  $NM$  subcanales de la matriz  $\mathbf{H}$ , alcanzando el grado máximo de diversidad.

Comentamos brevemente las características de 2 de los tipos posibles de codificación espacio-temporal.

*Códigos espacio-temporales trellis.* Se realiza una codificación espacio-temporal basada en la transmisión de unos códigos diseñados para conseguir la máxima diversidad ofrecida por el canal y que deben ser procesados en el receptor por un detector de Viterbi de máxima verosimilitud (procesamiento no lineal) [5]. Esta codificación proporciona una ganancia importante en rendimiento, a costa de un detector cuya complejidad crece exponencialmente con el número de antenas transmisoras y la memoria del canal.

*Códigos espacio-temporales bloque.* Se realiza una codificación espacio-temporal basada en el esquema de Alamouti [14] para sistemas  $2 \times 1$  y  $2 \times 2$  y generalizada por Tarokh et al. [6], tal que se transmiten unos códigos ortogonales con un rendimiento ligeramente por debajo del caso anterior pero manteniendo una complejidad reducida para el receptor, ya que se realiza una detección de máxima verosimilitud mediante un procesamiento lineal.

## 2.5. Diseño de sistemas MIMO

### 2.5.1. Arquitectura de sistemas MIMO

Mostramos en esta sección las arquitecturas principales de sistemas MIMO con sus bloques constituyentes y flujos de datos.

*MIMO monousuario.* Un sistema MIMO monousuario comunica un único transmisor con un único receptor, cada uno de ellos equipado con múltiples antenas, tal como se muestra en la Figura 2.4. En esta configuración, el procesamiento es básicamente simétrico en ambos extremos. Este será el modelo que utilizaremos durante el resto del proyecto.

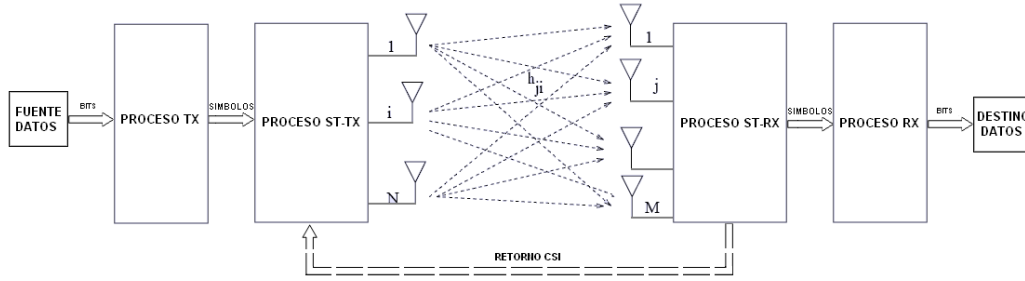


Figura 2.4: Arquitectura de sistema MIMO monousuario

*MIMO multiusuario.* Un sistema de MIMO multiusuario comunica, en terminología de comunicaciones móviles, una estación base, con múltiples antenas, con un determinado número de usuarios, cada uno equipado con una única o múltiples antenas, tal como se muestra en la Figura 2.5. En esta configuración el procesamiento ya no es simétrico en ambos extremos. Puede encontrarse un análisis de este tipo de sistemas MIMO en [15]

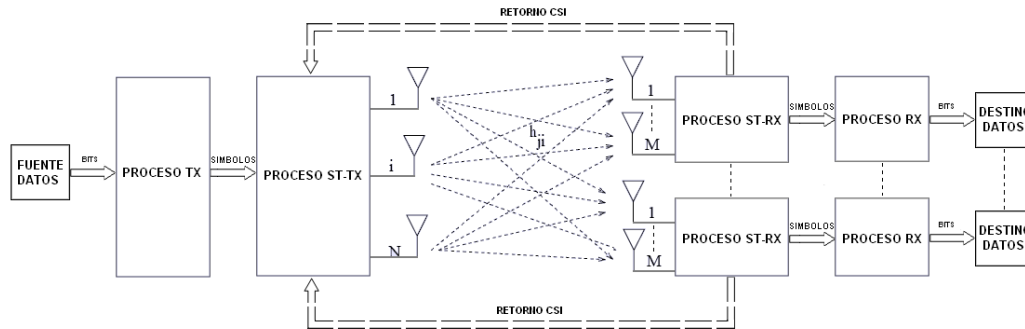


Figura 2.5: Arquitectura de sistema MIMO multiusuario

Independientemente de la arquitectura, existen varios bloques cuya función es la misma y que pasamos a describir en términos generales.

*Fuente de datos.* Generador de información en forma de bits.

*Proceso TX.* Bloque de procesamiento habitual en sistemas SISO, efectuando operaciones, entre otras, de entrelazado, codificación de canal y conversión de bits a símbolos.

*Proceso ST-TX.* Bloque de procesamiento específico de sistemas MIMO, efectuando las operaciones de codificación espacio-temporal (Apartado 2.4.2), en el caso de que la hubiera, y de multiplexado espacial (Apartado 2.3.2).

*Proceso ST-RX.* Bloque de procesamiento específico de sistemas MIMO, efectuando las operaciones de decodificación espacio-temporal y procesado de los flujos de datos procedentes de la multiplexación espacial, lo que puede incluir procesos de estimación e igualación de canal, tal como analizamos en el Capítulo 3.

*Proceso RX.* Bloque de procesamiento habitual en sistemas SISO, efectuando operaciones, entre otras, de desentrelazado, decodificación de canal y conversión de símbolos a bits.

*Destino de datos.* Receptor de datos en forma de bits.

*Canal MIMO.* Canal radioeléctrico MIMO (Apartado 2.2.1).

*Canal retorno CSI.* Canal de datos de retorno que informa al transmisor del canal visto por el receptor para que adapte su procesamiento (Apartado 2.3.2) ya que, en general, no se puede asumir que el canal es simétrico.

En términos de arquitectura del sistema, es necesario tener en cuenta que la complejidad asociada a un sistema MIMO es apreciablemente mayor a nivel de proceso digital (HW, FW y SW) que en un sistema SISO convencional debido a los nuevos bloques espacio-temporales. A nivel de RF, los sistemas MIMO se caracterizan por la multiplicación de recursos (cadenas tanto transmisoras como receptoras y antenas).

Un aspecto importante, a nivel de arquitectura, es la relevancia que están tomando los sistemas MIMO-OFDM (*Orthogonal Frequency Division Multiplex*), diseñados de tal forma que se convierta un canal dispersivo con ISI en un conjunto de canales planos en frecuencia, mediante la adición de moduladores/demoduladores OFDM en cada una de las cadenas de las antenas transmisoras y receptoras [1].

Por último, señalar que un sistema MIMO debiera ser compatible hacia atrás con tecnologías SISO, tanto a nivel de redes como terminales.

## 2.5.2. Aspectos de diseño

En este apartado analizamos brevemente algunos aspectos de diseño de sistemas de comunicaciones MIMO, teniendo en cuenta las características enumeradas en secciones anteriores.

Los sistemas MIMO pueden proporcionar una ganancia máxima de capacidad de  $g_{cap} = \min(N, M)$  subcanales paralelos independientes para la transmisión (Apartado 2.3.2) y una ganancia de diversidad máxima de  $g_{div} = NM$  mejorando la BER del sistema (Sección 2.4). Sin embargo, aunque existen estudios sobre esquemas capaces de alcanzar simultáneamente ambos objetivos anteriores [16], en general, en la práctica esto no es posible por lo que debe optarse por una solución de compromiso. Este resultado puede explicarse cualitativamente por el hecho de que si disponemos de un cierto número de canales paralelos de comunicaciones transmitiendo a su máxima capacidad para conseguir una ganancia máxima  $g_{cap} = \min(N, M)$  implica que no se está añadiendo ninguna clase de información redundante para protección frente a errores. Igualmente, si el objetivo de diseño es conseguir una ganancia máxima de diversidad  $g_{div} = NM$ , ello implica que se está añadiendo una cantidad apreciable de información redundante, por lo que no se está optimizando la tasa de información. Bajo ciertas condiciones puede obtenerse la relación óptima entre ambas ganancias y establecerse como un objetivo de diseño o como modelo contra el que comparar el rendimiento de distintos esquemas, tal como se ha presentado en [17].

Respecto a la configuración del sistema MIMO en cuanto al número de antenas en transmisión y recepción, ya hemos visto que solamente la presencia de múltiples antenas en ambos extremos permite la posibilidad del multiplexado espacial (Apartado 2.3.2), siendo una de las principales ventajas que proporcionan estos sistemas, por lo que una primera aproximación es mantener el mismo número de antenas tanto en transmisión como en recepción. En el caso de que no fuera posible, lo habitual, por requerimientos de procesamiento de señal que analizamos en el Capítulo 3, es mantener el número de antenas en recepción mayor o igual que en transmisión. En los casos particulares de sistemas SIMO podremos hacer uso de un aumento moderado de la capacidad y en los sistemas MISO de la capacidad de codificación espacio-temporal.

Finalmente, en cuanto a la presencia o no de un canal de realimentación para que el transmisor tenga una estimación del canal visto por el receptor, esta información es necesaria en el transmisor MIMO si se pretende hacer una asignación óptima de potencias según la estrategia *water-filling* con el fin de maximizar la capacidad, para lo cual es necesario realizar una descomposición en valores singulares de la matriz de canal  $\mathbf{H}$  en ambos extremos del sistema.



# Capítulo 3

## Revisión de técnicas de detección para sistemas MIMO

### 3.1. Introducción

A lo largo del Capítulo 2 hemos presentado las ventajas proporcionadas por los sistemas MIMO dentro del ámbito tecnológico de las comunicaciones inalámbricas. Comprobamos que el aumento de la capacidad del canal MIMO y la viabilidad de realizar una codificación de protección frente a errores que tenga en cuenta la dimensión espacial lleva a estos sistemas a un rendimiento superior (en términos de velocidad de transferencia de información y calidad del enlace medida como BER) frente a los sistemas tradicionales SISO. La desventaja asociada es la existencia de una mayor complejidad, que se traduce en un procesamiento de señales de mayor intensidad, tanto en el transmisor como en el receptor, y en la multiplicación de los recursos HW de RF asignados al sistema.

A lo largo de este capítulo nos centramos en el procesamiento espacio-temporal digital de los sistemas MIMO. En particular, analizamos el procesamiento espacio-temporal digital llevado a cabo en un receptor MIMO de una arquitectura monousuario. Analizamos un conjunto de técnicas de detección, que son aquellos algoritmos que, partiendo de las observaciones disponibles en cada una de las antenas receptoras, provenientes de los símbolos del transmisor a través del canal, generan unos símbolos estimados a través de alguna clase de procesamiento numérico y que, idealmente, deben ser idénticos a los símbolos generados y transmitidos por la fuente, de manera que la calidad del enlace de comunicaciones, medida en función de la tasa de error de símbolo, sea lo mayor posible.



## 3.2. Arquitectura y modelo de señal

El primer aspecto que debemos considerar es la arquitectura y modelo de señal utilizados durante el desarrollo de las técnicas de detección. Tal como hemos señalado ya, nos basamos en una arquitectura MIMO monousuario  $N \times M$  ( $M > N$ ), de tal forma que existan un único transmisor y receptor, cada uno de ellos equipado con múltiples antenas. No tenemos en cuenta ninguna clase de codificación espacio-temporal encaminada a mejorar la calidad del enlace en términos de BER. En cuanto a la multiplexación espacial, el transmisor realiza la misma asignación de potencia a cada antena y simplemente lleva a cabo una conversión serie-paralelo del flujo de datos proveniente de la fuente, lo que implica que no se alcanza necesariamente la máxima capacidad disponible y que el transmisor y receptor no tienen necesidad de poseer una estimación del canal, por lo que tampoco existe ninguna clase de canal de realimentación. El receptor aplica la técnica de detección y recupera los flujos de datos originales, que son encaminados a un conversor paralelo-serie. No tenemos en cuenta el procesamiento particular SISO (entrelazado, codificación de canal...) y consideramos que se realiza en otro nivel. Todo ello nos lleva a particularizar la arquitectura de la Figura 2.4 al esquema de la Figura 3.1.

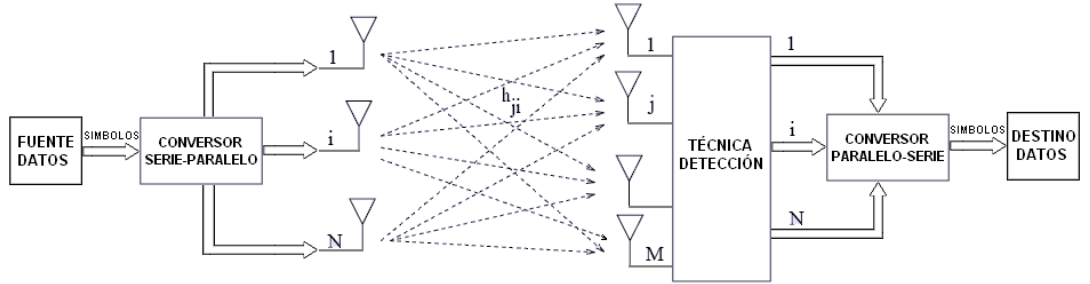


Figura 3.1: Arquitectura MIMO para técnicas de detección

El canal MIMO lo caracterizamos, según el Apartado 2.2.1, como un canal inalámbrico de visión no directa ( $\mathbf{H}_{NLOS}$ ) con entradas complejas según una distribución Rayleigh y  $P - 1$  componentes de multitrayecto adicionales al rayo directo, así mismo, consideramos que el canal resulta invariante o lentamente variante en el tiempo, de forma que las técnicas de detección son capaces de hacer un seguimiento del mismo.

Durante el desarrollo y análisis de las distintas técnicas consideramos que las señales están representadas en banda base, de modo que se suprime el efecto de la portadora, ya que no resulta de interés para los objetivos de este proyecto. También consideramos a partir de este momento que todas las señales involucradas son de naturaleza compleja.

La función de transferencia del canal MIMO definida en el Apartado 2.2.2 sigue siendo válida, de manera que, para un sistema MIMO  $N \times M$ , proporciona las  $M$  componentes de salida del canal, las observaciones procesadas por el receptor MIMO, a partir del conocimiento del mismo y del vector de señales de entrada.

El procesamiento llevado a cabo por estas técnicas de detección es un suavizado en lugar del filtrado tradicional. El filtrado genera las estimaciones de los símbolos transmitidos para cada instante de tiempo basándose en las señales recibidas para ese instante de tiempo y las recibidas con anterioridad. El suavizado genera las estimaciones de los símbolos transmitidos para cada instante de tiempo basándose en las señales recibidas para ese instante de tiempo y las recibidas con anterioridad y posterioridad. La ventaja proporcionada por el suavizado se hace evidente en un entorno en el cual las componentes directas de la matriz de canal  $h_{ji}[0]$  no son las de mayor energía respecto al resto de componentes del multitrayecto  $h_{ji}[n]$ ,  $n = 1, \dots, P - 1$ . El fundamento de este comportamiento radica en el hecho de que, bajo esas condiciones, un filtro no procesa la mayor parte de la energía correspondiente al símbolo que está estimando, ya que está distribuida en las observaciones posteriores. Sin embargo, un suavizador procesa tanto las observaciones recibidas anteriores como posteriores, por lo que es capaz de procesar toda la energía del símbolo que está siendo estimado independientemente de la distribución energética del mismo. La desventaja asociada al suavizado es el retraso temporal (del orden de periodos de símbolo) introducido por el procesamiento de las observaciones posteriores. Dadas las características del canal MIMO de visión no directa, tal como se analiza en el Apartado 2.2.1, el uso de suavizadores es adecuado. Mostramos en las Figuras 3.2(a) y 3.2(b), como ilustración de los conceptos anteriores, perfiles de potencia de canales SISO adecuados para filtrado y suavizado.

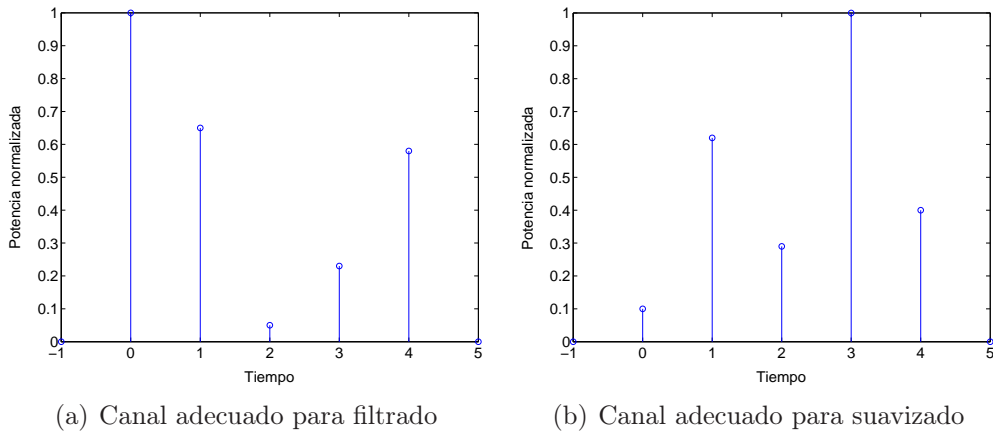


Figura 3.2: Canales SISO para filtrado y suavizado

Teniendo en cuenta lo anteriormente expuesto, podemos mostrar la dependencia de la salida de filtros y suavizadores respecto a sus señales de entrada. Partimos de la secuencia de vectores de señales recibidas  $\mathbf{y}[n]$  por el receptor MIMO a lo largo del tiempo, resaltando aquellos utilizados para el filtrado y el suavizado en el instante de tiempo  $n$ .

$$\text{Vectores recibidos} \Rightarrow \dots \underbrace{\mathbf{y}[n-2] \mathbf{y}[n-1] \mathbf{y}[n]}_{\text{SUAVIZADOR}} \mathbf{y}[n+1] \mathbf{y}[n+2] \dots \quad (3.1)$$

Uno de los aspectos de diseño del suavizador es la longitud del mismo, para lo cual es necesario tener en cuenta la memoria del canal de comunicaciones, de forma que el suavizador procese, como mínimo,  $P - 1$  símbolos anteriores y  $P - 1$  símbolos posteriores para su correcto funcionamiento. Por último, señalar que los suavizadores generan a su salida una estimación blanda del símbolo bajo estudio, por lo que si se quiere tener una estimación dura del mismo, ya sea para entregarla al destino de datos o bien por necesidad de la propia técnica de detección, es necesario procesar esta estimación blanda con un decisor que dé a su salida el símbolo de la constelación más cercano a la estimación blanda del suavizador.

El procesamiento digital llevado a cabo en los receptores puede llegar a ser de una gran complejidad, lo cual es debido a los estrictos requerimientos en cuanto a calidad del enlace en entornos hostiles, que implica que se deba recurrir a técnicas de alto coste computacional, y la estructura inherente de los sistemas MIMO, que multiplica la cantidad de cálculos que deben realizarse. Debido a ello, ha habido un interés continuo en desarrollar técnicas de detección (tanto en sistemas SISO como MIMO) que sean lo más eficaces posible al menor coste de procesamiento. A lo largo de este proyecto, nos centramos en técnicas lineales de detección que, aunque subóptimas desde el punto de vista de rendimiento, presentan una complejidad computacional relativamente baja en comparación con las técnicas no lineales. Así mismo, consideraremos también técnicas que, aunque desde un punto de vista estricto no son lineales, sí que presentan una complejidad de orden lineal.

De forma genérica, planteamos la relación entre el vector de salida  $\mathbf{s}[n]$  del algoritmo de recepción a partir del vector de entrada  $\mathbf{y}_A[n]$  de observaciones como

$$\mathbf{s}[n] = \mathbf{W}^H \mathbf{y}_A[n], \quad (3.2)$$

donde  $\mathbf{s}[n]$  el vector de salida de  $N$  componentes que contiene las estimaciones blandas de los símbolos transmitidos en el instante temporal  $n$  y sobre el cual

se aplica una detección dura para obtener los símbolos estimados,  $\mathbf{y}_A[n]$  es el vector que contiene las señales necesarias para el suavizador y  $\mathbf{W}$  es la matriz cuyas columnas representan cada uno de los  $N$  filtros espacio-temporales que operan para conseguir la salida. En particular, podemos escribir

$$\mathbf{s}[n] = \begin{pmatrix} s_1[n] & s_2[n] & \dots & s_N[n] \end{pmatrix}^T, \quad (3.3)$$

$$\mathbf{y}_A[n] = \begin{pmatrix} y_1[n-L] \dots y_1[n+L] \dots y_M[n-L] \dots y_M[n+L] \end{pmatrix}^T, \quad (3.4)$$

$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} \mathbf{w}_1 & \mathbf{w}_2 & \dots & \mathbf{w}_N \end{pmatrix}. \quad (3.5)$$

Las técnicas de detección están basadas en la minimización/maximización de alguna función de coste/verosimilitud respectivamente para determinar la matriz de suavizadores  $\mathbf{W}$ , lo que implica que se debe aplicar algún algoritmo de búsqueda para la obtención de dicho mínimo/máximo. Cada una de las técnicas presentadas aplica un algoritmo particular de búsqueda local, que es el analizado y utilizado a lo largo de este proyecto en las simulaciones. Los algoritmos locales de búsqueda no garantizan alcanzar la mejor solución posible, ya que dependen en gran medida de su inicialización, sin embargo dan resultados aceptables con un coste computacional considerablemente menor que los algoritmos de búsqueda global.

Las técnicas de detección que analizamos y desarrollamos en este proyecto pueden ser englobadas como técnicas estadísticas, de forma que se fundamentan en explotar la información estadística disponible del sistema (tal como pueden ser las características de la fuente de información, del canal, de la constelación de señales utilizada) para realizar un procesamiento lineal de las señales recibidas. Sin ánimo de completitud, podemos citar otros tipos de algoritmos de detección, como aquellos basados en teoría de espacios vectoriales [18] o aquellos basados en el principio de predicción lineal [19].

El hecho de utilizar técnicas de detección basadas en información estadística causa que, en algunos casos, las modulaciones que pueden ser utilizadas para cada una de ellas estén restringidas a unas determinadas clases. Esta restricción es debida a que el principio de funcionamiento de algunas técnicas de detección está fuertemente ligado al tipo de constelación, por lo que no utilizar la indicada llevaría a una degradación muy importante en el rendimiento. Durante el análisis de cada técnica se comenta la adecuación de la misma a distintos tipos de modulaciones.

Un aspecto sumamente importante en comunicaciones sobre sistemas MIMO es la sincronización entre los distintos flujos de datos. Tal como puede apreciarse en la arquitectura de referencia de la Figura 3.1, los datos del transmisor son divididos en  $N$  flujos, cada uno de los cuales es radiado por una de las  $N$  antenas transmisoras. En el receptor se reciben  $M$  flujos de datos que, tras ser procesados adecuadamente, son convertidos en los  $N$  flujos originales. El procesamiento por los suavizadores puede introducir un desplazamiento temporal del flujo de datos detectado, siendo ese desplazamiento temporal independiente en cada uno de los  $N$  suavizadores, lo que puede provocar que el sincronismo original entre los flujos de datos se pierda en el receptor generando una degradación importante del rendimiento. Esta desviación es relativamente sencilla de compensar en los sistemas en los que se emplean técnicas semiciegas de detección, ya que la inclusión de datos conocidos por el receptor ayuda a la tarea de sincronizar correctamente los flujos de datos. En el caso de sistemas que aplican técnicas ciegas de detección esta tarea es más compleja y se debe recurrir a algoritmos computacionalmente más costosos.

Una característica relevante de las técnicas de detección es si proporcionan una estimación de la matriz de canal  $\mathbf{H}$  como resultado del proceso. En algunos casos, tal estimación forma parte intrínseca del funcionamiento de la técnica, por lo que su cálculo es un paso más dentro del algoritmo. En otros casos, la técnica de detección no incluye la estimación de la matriz, pero puede ser útil llevarla a cabo para solucionar problemas del sistema de otra índole (tal como puede ser el problema de sincronización entre flujos de datos). Asociado a la estimación de la matriz de canal, en general ni el transmisor ni el receptor tienen conocimiento del orden de la matriz de canal (definido como el número de componentes de multitrayecto presentes, (Apartado 2.2.1)), siendo en ocasiones las técnicas de detección sensibles a una estimación tanto por exceso (por un coste computacional alto) como por defecto (posibilidad de no detectar correctamente al no considerar correctamente el efecto del canal). A lo largo de este proyecto los recursos asignados al procesamiento del receptor se han estimado por exceso, ya que estamos principalmente interesados en un estudio de rendimiento más que en una implementación real que debe tener en cuenta la asignación eficiente de recursos.

Por último, señalamos que dividimos las técnicas de detección en 3 grupos fundamentales cuyas características analizamos en las secciones correspondientes. Partimos de la técnica óptima no lineal de detección de secuencias de máxima verosimilitud, analizamos posteriormente 2 técnicas lineales semiciegas y 2 técnicas lineales ciegas de detección. Analizamos el principio de funcionamiento, los fundamentos matemáticos y características de cada una de ellas, posponiendo los resultados numéricos y comparativas al Capítulo 5.

### 3.3. Detección óptima de máxima verosimilitud

#### Principio de funcionamiento

La detección de secuencias de máxima verosimilitud (MLSD, *Maximum Likelihood Sequence Detection*) basada en el algoritmo de Viterbi es óptima en el sentido de minimizar la probabilidad de error de la secuencia de símbolos, por lo que, aunque se trate de una técnica de detección no lineal, la analizamos en primer lugar porque nos proporciona una referencia del mejor rendimiento alcanzable en esta clase de sistemas.

La detección de secuencias de máxima verosimilitud es una técnica desarrollada por Forney [20] basada en la aplicación del principio de máxima verosimilitud a sistemas de comunicaciones en los que existe un canal con memoria, como los considerados en este proyecto. En tales condiciones, cada uno de los símbolos recibidos depende también de símbolos transmitidos con anterioridad a través de los coeficientes de interferencia intersimbólica de la matriz de canal  $\mathbf{H}$  así como de los símbolos transmitidos por cada una de las  $N$  antenas del transmisor, por lo que una detección basada exclusivamente en el periodo de símbolo actual no resulta óptima. Esta técnica considera secuencias de observaciones recibidas  $\mathbf{y}[n]$ , calculando para cada una de estas secuencias cuál es la secuencia de símbolos transmitidos  $\mathbf{x}[n]$  más probable y decidiendo por ella como símbolos transmitidos.

El cálculo de las probabilidades de las secuencias de entrada es una tarea de procesamiento muy intenso, ya que el número de secuencias que debe ser examinado en un sistema MIMO crece de manera exponencial con el cardinal de la constelación utilizada, el número de antenas transmisoras y la memoria del canal de comunicaciones, por lo que debe utilizarse un método eficiente para llevarla a cabo. El algoritmo de Viterbi [21] es un algoritmo inicialmente desarrollado para la decodificación de códigos convolucionales pero con una adaptación directa al caso que nos ocupa. El algoritmo se basa en identificar el canal de comunicaciones con memoria, del cual debe poseer el receptor una estimación fiable, con una máquina de estados, con sus nodos y transiciones correspondientes, y llevar a cabo una representación gráfica del mismo a través de un diagrama trellis. El algoritmo realiza entonces una búsqueda eficiente sobre dicho trellis de las secuencias de símbolos de entrada más probables, reteniendo finalmente la más probable de todas.

A lo largo de esta sección realizamos primero el análisis de esta técnica óptima para el caso SISO, extendiendo posteriormente los resultados de manera directa al caso MIMO que nos interesa, resaltando las diferencias.

## Expresiones para sistemas SISO

Considerando canales SISO con memoria  $P$ , el criterio de máxima verosimilitud puede expresarse de la siguiente manera

$$\hat{x}[n] = \arg \max_{x[n] \in A} \{p(y[n]|x[n])\}, \quad (3.6)$$

donde la secuencia estimada de símbolos transmitidos  $\hat{x}[n]$ , pertenecientes al alfabeto de la modulación  $A$ , es aquella que maximiza la probabilidad de recibir las señales  $y[n]$ . Asumiendo ruido aditivo blanco gaussiano, la Ecuación (3.6) puede desarrollarse como

$$\hat{x}[n] = \arg \min_{x[n] \in A} \left\{ \left| y[n] - \sum_{l=0}^{P-1} h[l]x[n-l] \right|^2 \right\}, \quad (3.7)$$

por lo que el detector MLSD puede ser considerado como un detector que minimiza la distancia euclídea entre las observaciones  $y[n]$  y la respuesta del canal  $h[n]$  a los símbolos estimados  $\hat{x}[n]$ .

Sin entrar en detalles del proceso de detección, que pueden ser consultados en [20, 21], el diagrama trellis sobre el cual se aplica el algoritmo de Viterbi en sistemas SISO posee las características que se detallan en la Figura 3.3.

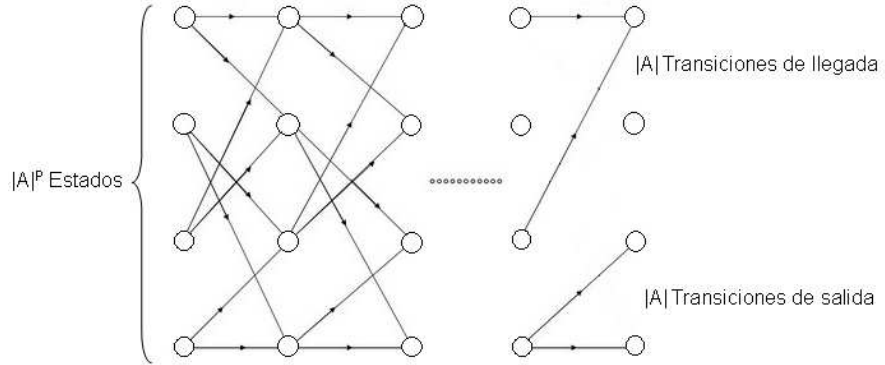


Figura 3.3: Diagrama trellis para sistemas SISO

El número de estados del trellis es igual al cardinal de la constelación utilizada  $|A|$  elevado a la memoria del canal  $P$ , mientras que el número de transiciones de salida desde cada nodo y el número de transiciones de llegada a cada nodo es igual al cardinal de la constelación  $|A|$ . Una regla heurística, para realizar el proceso eficientemente, es guardar secuencias de longitud  $5P$  símbolos [22].

## Expresiones para sistemas MIMO

En el caso de la detección de secuencias de máxima verosimilitud para sistemas MIMO  $N \times M$ , seguiremos la referencia [23], que proporciona un análisis general de técnica de detección para esta clase de sistemas. Considerando canales MIMO con memoria  $P$  tales como los descritos en el Apartado 2.2.1, el criterio puede expresarse de la siguiente manera,

$$\hat{\mathbf{x}}[n] = \arg \max_{\mathbf{x}[n] \in A^N} \{p(\mathbf{y}[n]|\mathbf{x}[n])\}, \quad (3.8)$$

donde la secuencia estimada de vectores de símbolos transmitidos  $\hat{\mathbf{x}}[n]$ , pertenecientes al alfabeto de la modulación  $A^N$ , es aquella que maximiza la probabilidad de recibir los vectores de observaciones  $\mathbf{y}[n]$ . Asumiendo ruido aditivo blanco gaussiano, la Ecuación (3.8) puede desarrollarse de manera análoga al caso SISO para obtener

$$\hat{\mathbf{x}}[n] = \arg \min_{\mathbf{x}[n] \in A^N} \left\{ \left| \mathbf{y}[n] - \sum_{l=0}^{P-1} \mathbf{H}[l] \mathbf{x}[n-l] \right|^2 \right\}. \quad (3.9)$$

Igual que en el caso SISO, el detector MLSD para sistemas MIMO puede ser considerado como un detector que minimiza la distancia euclídea entre los vectores de observaciones  $\mathbf{y}[n]$  y la respuesta del canal  $\mathbf{H}$  a los vectores de símbolos estimados  $\hat{\mathbf{x}}[n]$ .

Al igual que en el caso anterior, no entramos en los detalles del proceso de detección y presentamos el diagrama trellis sobre el cual se aplica el algoritmo de Viterbi en sistemas MIMO, el cual posee las características que se detallan en la Figura 3.4.

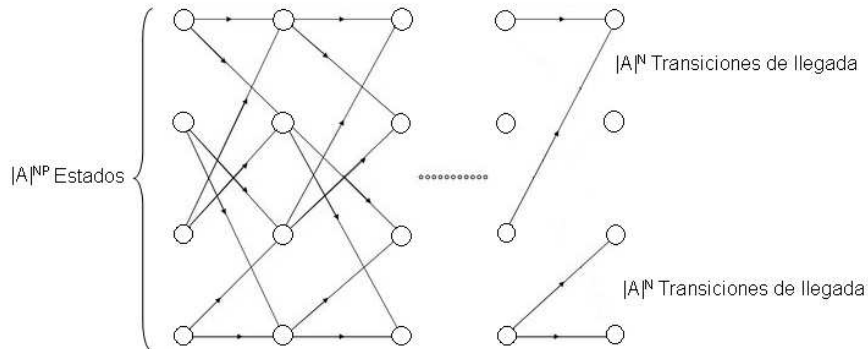


Figura 3.4: Diagrama trellis para sistemas MIMO



El número de estados del trellis es igual al cardinal de la constelación utilizada  $|A|$  elevado a la memoria del canal  $P$  multiplicado por el número de antenas transmisoras  $N$ , mientras que el número de transiciones de salida desde cada nodo y el número de transiciones de llegada a cada nodo es igual al cardinal de la constelación  $|A|$  elevado al número de antenas transmisoras  $N$ . Por lo tanto, podemos comprobar que la complejidad del trellis es considerablemente mayor que en el caso SISO debido a la existencia de múltiples antenas en el lado del transmisor, haciéndolo impracticable incluso para configuraciones de antenas relativamente sencillas, por lo que se ha trabajado en conseguir algoritmos eficientes para llevar a cabo esta tarea de detección, como pueden ser, a modo de ejemplo, los basados en la decodificación esférica [24].

La existencia de múltiples antenas en el receptor no se traduce en una mayor complejidad de la estructura del trellis asociado, sino en un aumento de la diversidad en recepción ya que puede considerarse que cada antena  $j$ -ésima de recepción forma junto a las  $N$  antenas transmisoras un sistema MISO  $N \times 1$  con la función asociada de coste

$$C_{MISO}^j = \left| y_j[n] - \sum_{l=0}^{P-1} \mathbf{h}_j[l] \mathbf{x}[n-l] \right|^2, \quad j = 1, \dots, M, \quad (3.10)$$

donde  $\mathbf{h}_j[l]$  el vector que define el canal MISO correspondiente. De tal forma que la función de coste global del sistema MIMO,  $C_{MIMO}$ , que debe ser minimizada puede expresarse como la suma de los costes  $C_{MISO}^j$ ,

$$C_{MIMO} = \sum_{j=1}^M C_{MISO}^j, \quad (3.11)$$

por lo que que según aumenta el número de antenas receptoras  $M$ , el rendimiento mejora, ya que aumenta el coste total derivado de elegir una secuencia de símbolos errónea.

Por último, podemos encontrar en [23] expresiones aproximadas para la probabilidad de error de bit, expresiones tanto para la cota de la unión como para la cota inferior de la misma. Sin embargo, dichas expresiones están desarrolladas para unas condiciones particulares, por lo que no son directamente aplicables a los sistemas en los que nos centramos. La técnica de detección de secuencias de máxima verosimilitud es óptima minimizando la probabilidad de error, por lo que las técnicas lineales de detección analizadas en este proyecto son consideradas subóptimas desde este punto de vista.

### 3.4. Técnicas semiciegas de detección

De forma general, las técnicas semiciegas de detección se basan en la transmisión de una corta secuencia de datos conocidos (símbolos piloto) junto a los datos de usuario, de forma que el receptor sea capaz de ajustar su algoritmo de detección de la mejor forma posible aplicando normalmente el criterio de error cuadrático mínimo (LS, *Least Squares*) a estos datos conocidos y un algoritmo ciego a los datos de usuario. A diferencia de los sistemas basados en la transmisión de largas secuencias de entrenamiento (a modo de ejemplo, GSM), el procesamiento de los datos conocidos no está enfocado a ajustar de manera fina los filtros digitales del detector sino a regularizar la parte ciega del algoritmo que se encarga de esa tarea.

Las técnicas semiciegas tienen como principal ventaja su rápida convergencia respecto a las técnicas totalmente ciegas. Sin embargo, como contrapartida podemos destacar que incurren en una eficiencia espectral menor que en el caso de las alternativas ciegas, ya que se transmite un menor número de símbolos de usuario por unidad de tiempo al ser necesario la inclusión de los datos conocidos de ajuste.

#### 3.4.1. Detección semiciega basada en el principio de máxima verosimilitud

##### Principio de funcionamiento

La técnica semiciega de detección para sistemas MIMO basada en el principio de máxima verosimilitud es desarrollada en [25]. Esta técnica se basa en ajustar la función de densidad de probabilidad de las señales procesadas por el receptor, según el criterio de máxima verosimilitud, a la distribución considerada ideal, de forma que se supriman tanto la interferencia intersimbólica debida a la memoria del canal como la interferencia entre los distintos flujos de datos presentes.

Esta técnica lleva a cabo un procesamiento lineal sobre las observaciones y aprovecha unas secuencias cortas de datos conocidos transmitidas por cada una de las antenas para evitar los problemas de convergencia a soluciones locales. La técnica plantea un problema que no permite una solución con una expresión cerrada, por lo que se recurre al algoritmo de esperanza-maximización (EM, *Expectation-Maximization*) como medio para solventarlo. Una de las características relevantes de esta técnica es que se deriva exclusivamente de argumentos estadísticos y no de soluciones ad-hoc al problema encontrado.

## Expresiones

El objetivo de esta técnica de detección es conseguir que la función de densidad de probabilidad de las señales ya procesadas por el suavizador se aproxime lo más posible a la función de densidad de probabilidad ideal en la que se han suprimido tanto la interferencia intersimbólica como la interferencia entre los distintos flujos de datos. El procesamiento lineal del receptor, tal como presentamos en la Sección 3.2, puede ser dividido en  $N$  subproblemas paralelos, cada uno de ellos correspondiente a la detección de cada uno de los  $N$  flujos de datos originales de la fuente, de forma que la estimación del símbolo  $i$ -ésimo se obtiene como

$$s_i[n] = \mathbf{w}_i^H \mathbf{y}_A[n], \quad i = 1, \dots, N, \quad (3.12)$$

donde

$$\mathbf{y}_A[n] = \begin{pmatrix} y_1[n] \\ \vdots \\ y_1[n+L] \\ \vdots \\ y_M[n] \\ \vdots \\ y_M[n+L] \end{pmatrix} \quad (3.13)$$

es el vector de observaciones apiladas y  $\mathbf{w}_i$  es el suavizador de dimensiones  $(L+1)M \times 1$  correspondiente a la detección del flujo de datos  $i$ -ésimo (el parámetro de diseño  $L$  marca la longitud del suavizador).

El proceso de obtención de los coeficientes de los  $N$  suavizadores comienza asumiendo que  $\mathbf{w}_i^*$  son los suavizadores ideales que suprimen la interferencia intersimbólica y entre flujos de datos, dando como resultado el símbolo detectado junto con el ruido aditivo blanco gaussiano del receptor,

$$s_i[n] = \mathbf{w}_i^{*H} \mathbf{y}_A[n] = x_i[n] + r_i[n], \quad i = 1, \dots, N, \quad (3.14)$$

de forma que  $x_i[n]$  es el símbolo transmitido y  $r_i[n]$  es una muestra de ruido de una variable gaussiana compleja de media cero y varianza  $\sigma_i^2 = \sigma_g^2 \mathbf{w}_i^{*H} \mathbf{w}_i^*$ , siendo  $\sigma_g^2$  la potencia original del ruido equivalente del receptor y  $\sigma_i^2$  la potencia de ruido filtrado de cada uno de los flujos de datos extraídos. Por el momento, por simplicidad, consideramos que  $\sigma_i^2$  es una constante y posteriormente se mostrará un sencillo algoritmo para su actualización.

Como ilustración de lo anterior, en la Figura 3.5 se muestra la función de densidad de probabilidad de las señales procesadas por el suavizador ideal  $\mathbf{w}_i^*$  en un canal SISO para una modulación de fase en cuadratura (QPSK, *Quadrature Phase Shift Keying*) en la que se puede observar que solamente queda como elemento de distorsión el ruido gaussiano del receptor.

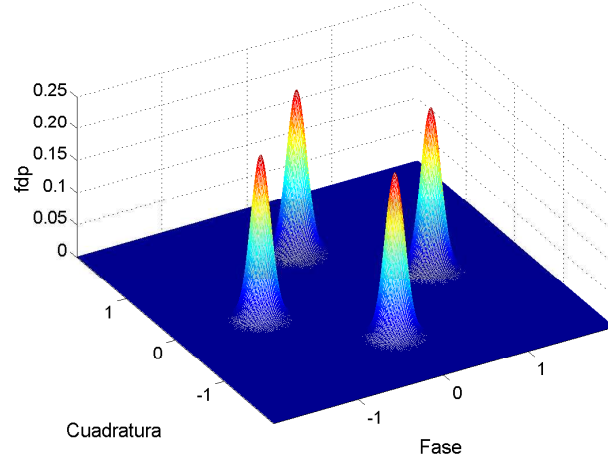


Figura 3.5: Función de densidad de probabilidad de señales QPSK procesadas para canal igualado

Por otra parte, en la Figura 3.6 se muestra la función de densidad de probabilidad de las señales antes del suavizador o procesadas por un suavizador no ideal en un canal SISO que no ha eliminado completamente la interferencia intersimbólica (en este caso un canal con una memoria  $P = 2$ ), que aparece presente además del ruido.

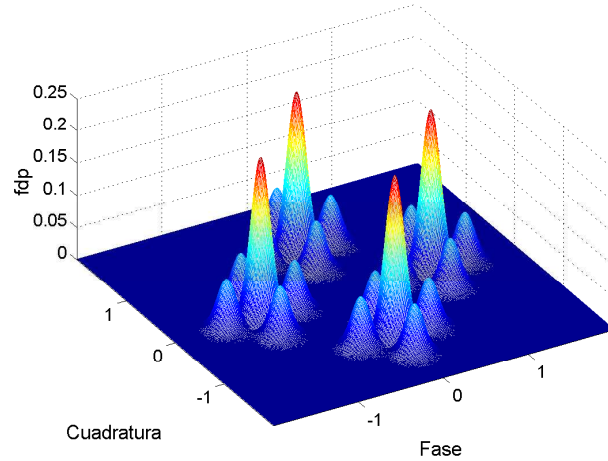


Figura 3.6: Función de densidad de probabilidad de señales QPSK para canal no igualado

Teniendo en cuenta lo anterior, en cierto momento el  $i$ -ésimo suavizador ideal habrá procesado los vectores de señales suficiente para generar  $K$  estimaciones blandas. Se puede demostrar que bajo las asunciones de que los símbolos transmitidos son independientes e idénticamente distribuidos y que el ruido de salida del suavizador es blanco (lo cual es razonable ya que el suavizador ideal  $\mathbf{w}_i^*$  implícitamente genera este tipo de ruido al suprimir la correlación del ruido a su salida), la función de densidad de probabilidad conjunta de estos símbolos  $\mathbf{s}_i = \{s_i[0], \dots, s_i[K-1]\}$  es

$$f_{\mathbf{s}_i}(\mathbf{w}_i^*) = \left( \frac{1}{\pi \sigma_i^2} \right)^K \prod_{n=0}^{K-1} E_x \left[ e^{-\frac{|s_i[n]-x|^2}{\sigma_i^2}} \right], \quad (3.15)$$

donde  $E_x[\cdot]$  representa la esperanza estadística respecto al símbolo deseado  $x$ . Teniendo en cuenta la modulación empleada  $A$ , con símbolos  $x_l$ ,  $l = 1 \dots |A|$ , la esperanza de la Ecuación (3.15) puede desarrollarse de la siguiente forma,

$$E_x \left[ e^{-\frac{|s_i[n]-x|^2}{\sigma_i^2}} \right] = \sum_{l=1}^{|A|} \Pr(x_l) \left[ e^{-\frac{|s_i[n]-x_l|^2}{\sigma_i^2}} \right], \quad (3.16)$$

siendo  $\Pr(x_l)$  la probabilidad del símbolo  $x_l$ .

Dadas las expresiones anteriores, se puede deducir que el suavizador buscado  $\mathbf{w}_i$  debe conseguir el comportamiento más parecido posible al ideal  $\mathbf{w}_i^*$  cuyas características hemos analizado, por lo que un criterio posible para determinarlo es aplicar el principio de máxima verosimilitud a la Ecuación (3.15) para conseguir cada uno de los suavizadores estimados

$$\hat{\mathbf{w}}_i = \arg \max_{\mathbf{w}_i^*} \left\{ L(\mathbf{w}_i^*) = \sum_{n=0}^{K-1} \log E_x \left[ e^{-\frac{|s_i[n]-x|^2}{\sigma_i^2}} \right] \right\}, \quad i = 1, \dots, N, \quad (3.17)$$

donde  $L(\mathbf{w}_i^*)$  es la verosimilitud de  $\mathbf{w}_i$  respecto a las estimaciones blandas del suavizador  $s_i[n]$ . Se puede comprobar por tanto que este criterio busca que el suavizador calculado consiga las estimaciones blandas que maximicen la probabilidad de proceder de la distribución óptima (aquella en la que se ha suprimido toda interferencia menos el ruido aditivo blanco gaussiano).

Teniendo en cuenta que cada uno de los  $N$  suavizadores es calculado en paralelo según el mismo criterio basado en propiedades estadísticas, una de las consecuencias es la posibilidad de que 2 ó más suavizadores distintos capturen el mismo flujo de datos. Una posible solución es transmitir junto

a los datos de usuario una pequeña secuencia de datos conocidos y distintos para cada flujo de longitud  $B < K$ , condicionando la Ecuación (3.17) a estos símbolos conocidos  $\mathbf{x}_{i,B} = \{x_i[0], \dots, x_i[B-1]\}$ . De esta manera se llega al siguiente criterio semiciego para el cálculo de los suavizadores:

$$\hat{\mathbf{w}}_i = \arg \max_{\mathbf{w}_i^*} \{L(\mathbf{w}_i^*) | \mathbf{x}_{i,B}\}, \quad (3.18)$$

donde

$$L(\mathbf{w}_i^*) | \mathbf{x}_{i,B} = - \sum_{n=0}^{B-1} |s_i[n] - x_i[n]|^2 + \sum_{n=B}^{K-1} \log E_x \left[ e^{-\frac{|s_i[n] - x|^2}{\sigma_i^2}} \right]. \quad (3.19)$$

El término de regularización asociado a los símbolos piloto en la Ecuación (3.19) se encarga de evitar la captura de un flujo de datos determinado por parte de suavizadores distintos al configurado para ello, ya que cada uno de ellos tendrá asociada una secuencia de datos distinta y disminuirá el valor de la verosimilitud. Este comportamiento se acentúa según aumenta la longitud de la secuencia conocida de datos.

La Ecuación (3.19) no permite una solución cerrada, por lo que se opta por una aproximación basada en el algoritmo EM. El algoritmo EM es un algoritmo numérico iterativo enfocado a la resolución de problemas de máxima verosimilitud [26, 27], cuyas características más relevantes son su convergencia garantizada bajo ciertas condiciones a un máximo local en el peor de los casos y una verosimilitud no decreciente en cada iteración.

Siguiendo la notación habitual para el algoritmo EM, se considera la secuencia de estimaciones blandas  $\{\mathbf{s}_i[n]\}_{n=0 \dots K-1}$  los datos observados o incompletos y la secuencia de datos originales  $\{\mathbf{x}_i[n]\}_{n=0 \dots K-1}$  los datos ocultos. Por lo tanto, los datos completos son la secuencia  $\{\mathbf{s}_i[n], \mathbf{x}_i[n]\}_{n=0 \dots K-1}$  y se puede llegar al siguiente algoritmo iterativo con sus pasos de esperanza (E) y maximización (M)

$$\text{E: } U(\mathbf{w}, \hat{\mathbf{w}}_i[l]) = - \sum_{n=0}^{B-1} |s_i[n] - x_i[n]|^2 - \sum_{n=B}^{K-1} E_{x_i[n] | s_i[n]; \hat{\mathbf{w}}_i[l]} [|s_i[n] - x_i[n]|^2] \quad (3.20)$$

$$\text{M: } \hat{\mathbf{w}}_i[l+1] = \arg \max_{\mathbf{w}} \{U(\mathbf{w}, \hat{\mathbf{w}}_i[l])\} \quad (3.21)$$

En (3.20),  $E_{x_i[n] | s_i[n]; \hat{\mathbf{w}}_i[l]} [\cdot]$  indica la esperanza respecto a los símbolos  $x_i[n]$  condicionada a las estimaciones blandas  $s_i[n]$  con un suavizador  $\hat{\mathbf{w}}_i[l]$ .

Teniendo en cuenta que la Ecuación (3.21) es una expresión cuadrática pura posee una solución analítica, de tal manera que se puede expresar la iteración completa del algoritmo EM de la siguiente forma,

$$\hat{\mathbf{w}}_i[l+1] = \left( \sum_{n=0}^{K-1} \mathbf{y}[n] \mathbf{y}^H[n] \right)^{-1} \left( \sum_{n=0}^{B-1} \mathbf{y}[n] x_i^*[n] + \sum_{n=B}^{K-1} E_{x_i[n]|s_i[n]; \hat{\mathbf{w}}_i[l]} [x_i^*[n]] \mathbf{y}[n] \right). \quad (3.22)$$

La esperanza del segundo término de la Ecuación (3.22) puede desarrollarse por medio de la aplicación del teorema de Bayes

$$E_{x_i[n]|s_i[n]; \hat{\mathbf{w}}_i[l]} [x_i^*[n]] = \frac{E_{x_i[n]} \left[ x_i^*[n] e^{-\frac{|s_i[n] - x_i[n]|^2}{\sigma_i^2}} \right]}{E_{x'} \left[ e^{-\frac{|s_i[n] - x'|^2}{\sigma_i^2}} \right]}, \quad (3.23)$$

consiguiendo de esta manera una expresión cerrada para la iteración.

Se puede observar que la expresión anterior depende de la potencia del ruido procesado por el suavizador, que previamente consideramos constante. Sin embargo dicha potencia depende de los coeficientes  $\hat{\mathbf{w}}_i$ , por lo que una posible y sencilla regla de adaptativa para dicho valor es la siguiente:

$$\sigma_i^2[l] = \sigma_g^2 \hat{\mathbf{w}}_i^H[l] \hat{\mathbf{w}}_i[l], \quad (3.24)$$

de tal forma que para cada uno de los  $N$  suavizadores la potencia del ruido procesado se calcula a partir de la potencia de ruido original del receptor, de la cual se supone que se posee una estimación fiable a priori, y los coeficientes de cada suavizador en la iteración correspondiente.

La longitud de la secuencia de entrenamiento  $B$  se fija en [25] en torno a la décima parte de la longitud total de la secuencia  $K$ . Dado que la función de la secuencia de entrenamiento es básicamente la distinción entre los distintos flujos de usuarios, la elección de las mismas es un aspecto a tener en cuenta para que no haya problemas de captura errónea.

Una característica relevante de este algoritmo es que es capaz de trabajar con todo tipo de constelaciones, ya que el principio de funcionamiento basado en la función de densidad de probabilidad no impone ninguna restricción sobre la misma, tal como se puede apreciar en las Ecuaciones (3.15), (3.19) y (3.22).

### 3.4.2. Detección semiciega basada en CMA

#### Principio de funcionamiento

La técnica semiciega de detección para sistemas MIMO basada en el algoritmo de módulo constante (CMA, *Constant Modulus Algorithm*) es desarrollada en [28]. Esta técnica define una función de coste basada en los criterios LS y CM (*Constant Modulus*), de forma que su minimización implique que se supriman tanto la interferencia intersimbólica debida a la memoria del canal como la interferencia entre los distintos flujos de datos.

Esta técnica lleva a cabo un procesamiento lineal sobre los símbolos recibidos y aprovecha unas secuencias cortas de datos conocidos transmitidas por cada una de las antenas para evitar los problemas de convergencia lenta o errónea típicos del algoritmo CM. La determinación de los suavizadores se lleva a cabo mediante un algoritmo de búsqueda local de segundo orden de tipo Gauss-Newton [29].

#### Algoritmo CM

El algoritmo CM, desarrollado originalmente por Godard [30], es probablemente el algoritmo ciego de igualación de canales más utilizado en sistemas de comunicaciones y sobre el cual más se ha estudiado y trabajado en sus diversos aspectos, debido a su relativa sencillez conceptual así como a sus buenos resultados.

El objetivo del algoritmo CM es la igualación de canales con memoria a través de la definición de una función de coste que caracteriza la interferencia intersimbólica a la salida del suavizador, al mismo tiempo que es independiente de la fase de la portadora de la modulación. Todo ello se lleva a cabo a través de la siguiente función de coste (definida en este caso para un canal SISO por sencillez),

$$J(\mathbf{w}) = E \left[ (|s|^2 - 1)^2 \right] = E \left[ (|\mathbf{w}^H \mathbf{y}_A|^2 - 1)^2 \right]. \quad (3.25)$$

La minimización del coste de la Ecuación (3.25) está asociada a que la esperanza de la estimación blanda del suavizador  $s$  tenga un módulo cercano a la unidad. Debido a este criterio, a priori, las constelaciones más adecuadas para su uso con el algoritmo CM son aquellas cuyos símbolos poseen un módulo de valor unidad, como las modulaciones de fase (PSK, *Phase Shift Keying*). Sin embargo, el rendimiento también es bueno para modulaciones de potencia no constante como QAM (*Quadrature Amplitude Modulation*) [30].



Mostramos en la Figura 3.7(a) y en la Figura 3.7(b) respetivamente las contelaciones QPSK y QAM de 16 s mbolos junto con el contorno, en azul, que define el coste cero para el CMA.

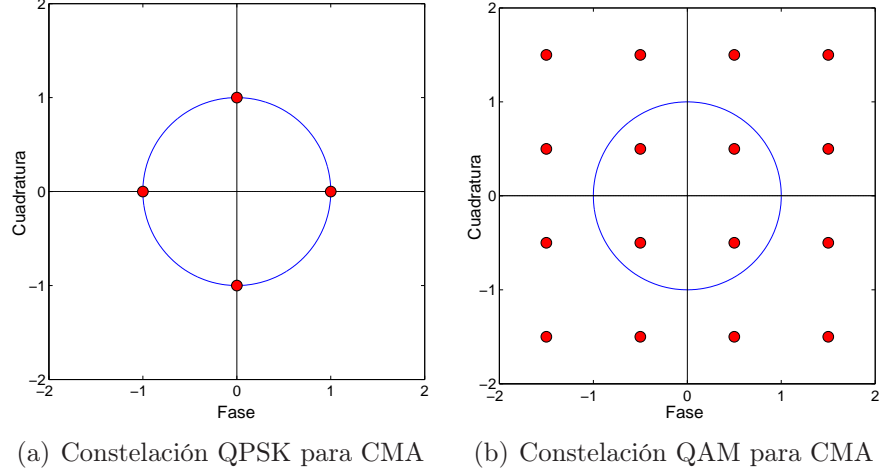


Figura 3.7: Constelaciones para CMA

A la vista de las gr ficas anteriores, es evidente la idoneidad de las modulaciones de fase puras para la aplicaci n del CMA, ya que un suavizador que estime a la perfecci n los s mbolos incurrir  en un coste nulo seg n (3.25). Por otra parte, las constelaciones tipo QAM no generan un coste m nimo cuando han sido estimadas con precisi n en el receptor lo que puede llevar a problemas. A pesar de que el CMA tiene un rendimiento aceptable para este tipo de constelaciones de potencia no constante [30], se han desarrollado variantes del algoritmo original que tienen en cuenta este tipo de se ales, normalmente definiendo distintas zonas dentro del espacio de la constelaci n y asociando a cada una de ellas una funci n de coste particular, de forma que se aplica la funci n de coste de la zona en la que se sit e la estimaci n blanda del suavizador [31].

De las gr ficas anteriores tambi n se puede observar que para las modulaciones de fase puras, cualquier rotaci n de fase debida a la portadora o al suavizador mantiene constante el coste CM, debido a que la Ecuaci n (3.25) es insensible a la fase de las se ales estimadas del suavizador. De tal forma que surgen varias cuestiones respecto a este asunto. En primer lugar, es necesario alinear las estimaciones de salida del suavizador a los  ngulos correctos (p. ej.  $0^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $180^\circ$  y  $270^\circ$  en el caso de QPSK) para que no se deteriore el rendimiento en la etapa de decisi n dura. En el art culo original [30], se propone un bloque de recuperaci n de fase que se ajusta al mismo tiempo que los suavizadores en base a sus estimaciones y que recupera el alineamiento correcto seg n el criterio de error cuadr tico m nimo (MMSE, *Minimum Mean Square Error*). A lo largo de este proyecto seguimos

la aproximación propuesta en [32], que se basa en apreciar que cada uno de los símbolos originales  $x_a$  de la constelación A-PSK junto con su fase pueden expresarse como

$$x_a = e^{j\theta_a} \quad , \quad \theta_a = \frac{2\pi a}{A}, \quad a = 0, \dots, A-1, \quad (3.26)$$

de forma que el término de fase  $\theta_a$  de cada símbolo de la constelación puede ser expresado de la forma equivalente

$$\sin\left(\frac{A}{2}\theta_a\right) = 0. \quad (3.27)$$

De esta manera, el alineamiento perfecto de fase de las mismas  $\hat{\theta}_a$  genera un coste cero de la Ecuación (3.27) y cualquier desajuste lo incrementa. Teniendo en cuenta ambos factores (módulo y fase) podemos definir la función de coste

$$J(\mathbf{w}) = E\left[\left(|s|^2 - 1\right)^2\right] + E\left[\sin^2\left(\frac{A}{2}\hat{\theta}_a\right)\right], \quad (3.28)$$

que, para modulaciones PSK, es capaz de eliminar la interferencia intersimbólica y alinear correctamente las estimaciones blandas.

La segunda cuestión relativa a la fase corresponde con el hecho de que, supuesto un alineamiento perfecto de fase de las estimaciones de salida del suavizador, una rotación de dichas estimaciones con un valor igual a la separación de fase original de la constelación ( $\frac{2\pi}{A}$  en una modulación A-PSK) obtiene el mismo coste en la Ecuación (3.28) por lo que no existe una referencia absoluta del símbolo transmitido, pudiendo llevar a una degradación severa del rendimiento. Una posible solución a este problema es la transmisión mediante un esquema diferencial, de tal forma que la información transmitida se encuentra en las transiciones entre símbolos, siendo por lo tanto insensible a las rotaciones de fase.

Uno de los aspectos más delicados del CMA es su inicialización y convergencia. La superficie de coste de la Ecuación (3.25) es una función multimodal de los coeficientes del suavizador  $\mathbf{w}$ , por lo que, a diferencia de aquellas superficies que son convexas, una inicialización del suavizador incorrecta puede llevar a una convergencia lenta debido a la atracción de los puntos silla o incluso a un mínimo local de la función de coste que no es el óptimo, por lo que se ha dedicado mucho esfuerzo para conseguir técnicas adecuadas para este cometido [33].

Una de las técnicas de inicialización más extendidas es la denominada inicialización de pico único (*single spike initialization*), que está basada en asignar un valor nulo a todos los coeficientes del suavizador a excepción de uno de ellos, cuya localización suele ser la zona central de coeficientes [33]. Otra técnica posible, utilizada en este proyecto, es la presentada en [34], que se basa en apreciar que la respuesta conjunta (convolución) del canal de comunicaciones y el suavizador debe ser, idealmente, una función delta con un cierto desplazamiento temporal  $k$  respecto al origen, tal como  $\delta[n - k]$ . De esta forma, si la inicialización del suavizador consigue aproximar esta respuesta conjunta, el algoritmo de búsqueda ya comenzará con un cierto grado de convergencia.

La inicialización del suavizador según este criterio se realiza mediante el cálculo de la función de autocorrelación de la señal de llegada (mostrada para el caso SISO, siendo la extensión al caso MIMO directa)

$$v[k] = \sum_{n=-L_{max}}^{L_{max}} y[n]y^*[n - k], \quad k = -L, \dots, L, \quad (3.29)$$

donde  $L_{max}$  es el límite para el cálculo de la autocorrelación, siendo más fiable cuanto mayor sea este valor, y  $2L+1$  la longitud calculada de la función de autocorrelación. Cada uno de los  $2L + 1$  coeficientes  $w_k$  del suavizador  $\mathbf{w}$  son inicializados según los valores calculados de la autocorrelación

$$w[k] = \frac{v[k]}{v[0]}, \quad k = -L, \dots, L, \quad (3.30)$$

normalizada por el factor  $v[0] = \sum_{n=-L_{max}}^{L_{max}} |y[n]|^2$ .

El CMA es capaz, en un sistema de comunicaciones SISO, de eliminar la interferencia intersimbólica de forma que se recupere la secuencia original de datos. Una de las características relevantes del algoritmo es que, en sistemas de comunicaciones MIMO, es capaz de extraer de forma correcta un flujo de datos correspondiente a un usuario cuando se aplica a las señales recibidas  $\mathbf{y}_A[n]$ , de forma que es capaz de eliminar la interferencia entre flujos de datos así como la interferencia intersimbólica [35–37].

El CMA es una técnica ciega de detección y los problemas asociados comentados en este apartado desaparecen cuando este algoritmo es utilizado como parte de una técnica semiciega como las estudiadas. La inclusión de datos conocidos aporta la información necesaria para que la inicialización del CMA sea correcta con una buena convergencia y que la indeterminación de fase desaparezca, por lo que se convierte en una poderosa herramienta.

## Expresiones

El objetivo de esta técnica de detección es la supresión tanto de la interferencia intersimbólica como de la interferencia entre los distintos flujos de datos a través de la minimización de una función de coste definida por los criterios LS y CM. Aunque en [28] se considera también el problema del desfase temporal entre las ráfagas de datos de los distintos flujos, ese objetivo no se enmarca dentro de este proyecto, por lo que lo dejamos de lado y revisamos la técnica propuesta en su formulación original. El procesamiento lineal del receptor, tal como presentamos en la Sección 3.2, puede ser dividido en  $N$  subproblemas paralelos, cada uno de ellos correspondiente a la detección de cada uno de los  $N$  flujos de datos originales de la fuente,

$$s_i[n] = \mathbf{w}_i^H \mathbf{y}_A[n], \quad i = 1, \dots, N, \quad (3.31)$$

donde

$$\mathbf{y}_A[n] = \begin{pmatrix} y_1[n] \\ \vdots \\ y_1[n+L] \\ \vdots \\ y_M[n] \\ \vdots \\ y_M[n+L] \end{pmatrix} \quad (3.32)$$

es el vector de observaciones apiladas,  $\mathbf{w}_i$  es el suavizador de dimensiones  $(L+1)M \times 1$  correspondiente a la detección del flujo de datos  $i$ -ésimo y  $L$  marca la longitud del suavizador.

Considerando una secuencia de datos conocidos de longitud  $B$  y una longitud de datos de usuario  $K-B$ , la función de coste que se busca minimizar es

$$J(\mathbf{w}_i) = \sum_{n=0}^{B-1} |x_i[n] - \mathbf{w}_i^H \mathbf{y}_A[n]|^2 + \rho \sum_{n=1}^{K-1} [|\mathbf{w}_i^H \mathbf{y}_A[n]| - 1]^2, \quad (3.33)$$

donde  $\rho$  es el coeficiente de regularización. Se aprecia que se busca minimizar la diferencia entre las estimaciones blandas del suavizador respecto a los  $B$  datos conocidos según el criterio LS, así como minimizar simultáneamente el coste CM de todos los símbolos.

El suavizador  $i$ -ésimo se obtiene resolviendo el problema de optimización

$$\hat{\mathbf{w}}_i = \arg \min_{\mathbf{w}} \left\{ \sum_{n=0}^{B-1} |x_i[n] - \mathbf{w}_i^H \mathbf{y}_A[n]|^2 + \rho \sum_{n=1}^{K-1} [|\mathbf{w}_i^H \mathbf{y}_A[n]| - 1]^2 \right\}. \quad (3.34)$$

El algoritmo de búsqueda utilizado para encontrar la solución del problema (3.34) es Gauss-Newton [29], que se trata de un algoritmo de búsqueda local iterativo que tiene en cuenta también la información de las derivadas de segundo orden de la función de coste (a través de la matriz Hessiana). Las expresiones para el cálculo iterativo de los suavizadores son

$$\hat{\mathbf{w}}_i[l+1] = \hat{\mathbf{w}}_i[l] - \left( \hat{\mathbf{R}}_C + \rho \hat{\mathbf{R}}_T \right)^{-1} \left[ \hat{\mathbf{R}}_C \hat{\mathbf{w}}_i[l] - \hat{\mathbf{P}} + \rho \left( \hat{\mathbf{R}}_T - \hat{\mathbf{R}}_P(\hat{\mathbf{w}}_i[l]) \right) \hat{\mathbf{w}}_i[l] \right], \quad (3.35)$$

donde

$$\hat{\mathbf{R}}_C = \frac{1}{B} \sum_{n=1}^B \mathbf{y}_A[n] \mathbf{y}_A^H[n], \quad (3.36)$$

$$\hat{\mathbf{R}}_T = \frac{1}{K} \sum_{n=1}^K \mathbf{y}_A[n] \mathbf{y}_A^H[n], \quad (3.37)$$

$$\hat{\mathbf{P}} = \frac{1}{B} \sum_{n=1}^B x_i^*[n] \mathbf{y}_A[n], \quad (3.38)$$

$$\hat{\mathbf{R}}_P(\hat{\mathbf{w}}_i[l]) = \frac{1}{K} \sum_{n=1}^K |\hat{\mathbf{w}}_i^H[l] \mathbf{y}_A[n]|^{-1} \mathbf{y}_A[n] \mathbf{y}_A^H[n], \quad (3.39)$$

$$\hat{\mathbf{w}}_i[0] = \left( \hat{\mathbf{R}}_C + \delta \mathbf{I} \right)^{-1} \hat{\mathbf{P}}. \quad (3.40)$$

Las expresiones anteriores muestran que el algoritmo Gauss-Newton tiene una complejidad alta en comparación a los métodos basados en las derivadas de primer orden, debido al cálculo en cada iteración de varias matrices y vectores y la inversión de alguna de ellas. La gran ventaja de este método de segundo orden es que presenta una convergencia más rápida que los métodos basados en la derivada primera, ya que la dirección de optimización en cada iteración apunta al mínimo de la función de coste.

Una vez determinados los suavizadores, se lleva a cabo un procesamiento que explota la propiedad del alfabeto finito de la señal deseada a través del modo de proyección desacoplada [28]. Esta técnica iterativa procesa los símbolos previamente estimados por el suavizador según el criterio LS, considerando sin embargo solamente aquellos símbolos estimados cuya distancia al alfabeto de la modulación sea menor que un cierto valor  $\Delta$  como símbolos conocidos para el LS.

El modo de proyección desacoplada toma como valores iniciales  $\tilde{s}_i^0[n]$  los símbolos estimados por cada uno de los suavizadores  $s_i[n]$ . En la iteración  $l$ , los nuevos símbolos  $\tilde{s}_i^l[n]$  se calculan a partir de las siguientes expresiones

$$\tilde{s}_i^l[n] = \tilde{\mathbf{w}}_i^H \mathbf{y}_A[n], \quad l \geq 1, \quad (3.41)$$

donde

$$\tilde{\mathbf{w}}_i = \tilde{\mathbf{R}}^{-1} \tilde{\mathbf{P}}, \quad (3.42)$$

$$\tilde{\mathbf{R}} = \frac{1}{\tilde{N}} \sum_{g=1}^{\tilde{N}} \mathbf{y}_A[n_g] \mathbf{y}_A^H[n_g], \quad (3.43)$$

$$\tilde{\mathbf{P}} = \frac{1}{\tilde{N}} \sum_{g=1}^{\tilde{N}} f[\tilde{s}_i^l[n_g]] \mathbf{y}_A[n_g], \quad (3.44)$$

siendo  $f[\cdot]$  el proceso de detección dura y  $n_g$ ,  $g = 1 \dots \tilde{N}$  son los índices temporales para los cuales la distancia del símbolo al alfabeto es menor que un valor  $\Delta$ , tal como

$$n_g = \left[ n, \min_h \{ |x_h - \tilde{s}_i^l[n]| < \Delta \} \right]. \quad (3.45)$$

La longitud de la secuencia de entrenamiento  $B$  se fija en [28] a un valor algo superior a la décima parte de la longitud total de la secuencia  $K$ . La elección de estas secuencias es un aspecto a tener en cuenta para que no haya problemas de captura errónea. Debido a que esta técnica se basa fundamentalmente en el CMA, a priori es adecuada solamente para constelaciones de potencia constante, tales como las modulaciones de fase pura, lo que puede ser considerado como una restricción de la misma.

## 3.5. Técnicas ciegas de detección

Las técnicas ciegas de detección estudiadas se basan en explotar las características de las señales utilizadas en el sistemas de comunicaciones (tales como pueden ser la potencia de los símbolos de la constelación o la independencia entre flujos de datos), ajustando el procesamiento del receptor exclusivamente en función de dichas características y las observaciones del receptor (desconocidas a priori). Por lo tanto, no se transmite ninguna secuencia de datos conocidos junto a los datos de usuario.

Las técnicas ciegas presentan como principal ventaja su alta eficiencia espectral, ya que no es necesaria la transmisión de secuencias de datos conocidos para la convergencia, por lo que solamente se transmiten datos de usuario. Sin embargo, la desventaja principal son los problemas de convergencia que presentan respecto a las técnicas semiciegas, ya que la falta de una inicialización adecuada puede llevar a una convergencia muy lenta o incluso a la no convergencia de los algoritmos.

### 3.5.1. Detección ciega iterativa basada en CMA

#### Principio de funcionamiento

La técnica ciega de detección iterativa para sistemas MIMO basada en el CMA es desarrollada en [35]. Esta técnica se basa en procesar las señales de llegada de manera iterativa, de forma que en cada una de las  $N$  iteraciones se detecta uno de los flujos de datos transmitidos a través de la aplicación del CMA. Tras la detección de cada flujo de datos, se lleva a cabo una estimación del subcanal SIMO establecido entre la antena del flujo de datos detectado y las antenas receptoras a través del cálculo de la correlación entre la señal detectada y las señales recibidas, tras lo cual se suprime dicho flujo de datos transmitido a través del canal de las señales recibidas. Este proceso se lleva a cabo hasta que todos los flujos de datos han sido detectados. La aplicación de esta técnica causa que se supriman tanto la interferencia intersimbólica debida a la memoria del canal como la interferencia entre los distintos flujos de datos.

Esta técnica lleva a cabo un procesamiento lineal sobre los símbolos recibidos sin hacer uso de secuencias de datos conocidos. El algoritmo de búsqueda propuesto para la minimización de la función de coste es el descenso de gradiente. Una de las características relevantes de esta técnica es que, además de la detección de las señales, se obtiene una estimación de la matriz de canal  $\mathbf{H}$ .

## Detección iterativa

El proceso de detección iterativa llevado a cabo puede describirse según la Figura 3.8.

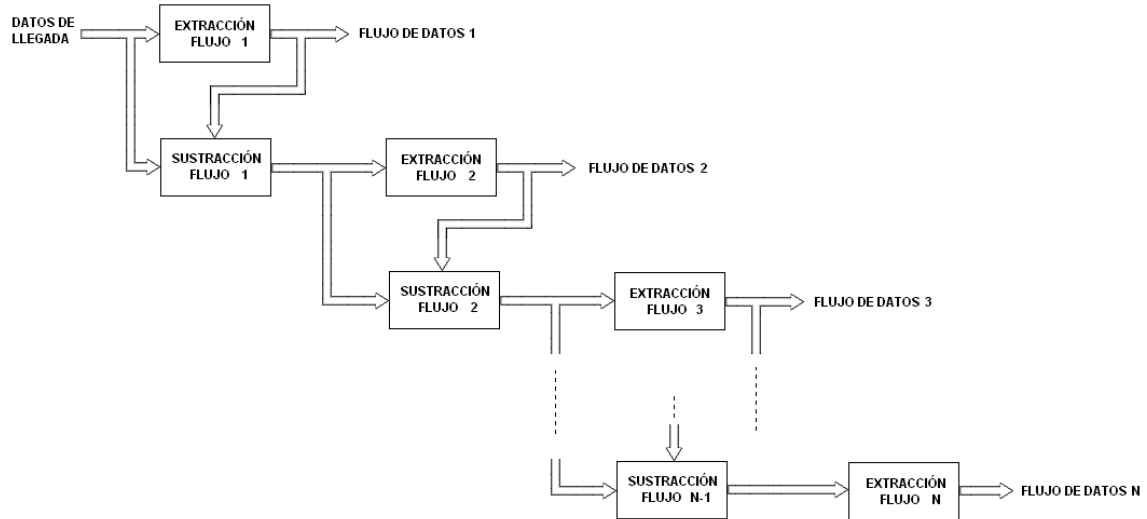


Figura 3.8: Proceso de detección iterativa

El proceso va detectando de forma sucesiva cada uno de los  $N$  flujos de datos y los va sustrayendo de las señales recibidas al ser considerados como interferencia que puede ser eliminada.

La ventaja principal del proceso de detección iterativa es su relativa sencillez, ya que solamente es necesario el cálculo simultáneo de un suavizador, el correspondiente al flujo  $i$ -ésimo  $i = 1, \dots, N$ , lo que alivia la carga computacional del receptor.

Las desventajas asociadas a este tipo de detección son varias. En primer lugar, debido a la naturaleza iterativa de la técnica, los flujos de datos no pueden ser detectados y entregados a su destino de manera simultánea, lo que puede ser un inconveniente en sistemas con fuertes restricciones de tiempo real. En segundo lugar, debido a que existe una dependencia entre los datos de las distintas iteraciones puede producirse propagación de errores desde una iteración hasta las siguientes, ya que un error de estimación de símbolo afecta a toda las etapas posteriores. Por último, una cuestión crítica para el buen funcionamiento del proceso iterativo es que exista una sincronización perfecta a lo largo del proceso (lo que implica que se debe conocer el posible retardo introducido por cada suavizador), ya que de no existir se incurriría en fallos generalizados en etapas posteriores por la propagación de errores.



## Expresiones

El objetivo de esta técnica de detección es la supresión tanto de la interferencia intersimbólica como de la interferencia entre los distintos flujos de datos a través de la minimización iterativa de una función de coste definida por el criterio CM. Debido al principio de funcionamiento, el procesamiento lineal del receptor no puede ser dividido en  $N$  subproblemas paralelos aunque se mantienen las expresiones para cada uno de los suavizadores

$$s_i[n] = \mathbf{w}_i^H \mathbf{y}_A[n], \quad i = 1, \dots, N, \quad (3.46)$$

donde

$$\mathbf{y}_A[n] = \begin{pmatrix} y_1[n-L] \\ \vdots \\ y_1[n+L] \\ \vdots \\ y_M[n-L] \\ \vdots \\ y_M[n+L] \end{pmatrix} \quad (3.47)$$

es el vector de observaciones apiladas,  $\mathbf{w}_i$  es el suavizador de dimensiones  $(2L+1)M \times 1$  correspondiente a la detección del flujo de datos  $i$ -ésimo y  $L$  marca la longitud del suavizador.

La función de coste minimizada en cada iteración es

$$J(\mathbf{w}_i) = E \left[ (|s_i[n]|^2 - 1)^2 \right] = E \left[ (|\mathbf{w}_i^H \mathbf{y}_A[n]|^2 - 1)^2 \right], \quad (3.48)$$

de manera que se persigue resolver el problema de optimización

$$\hat{\mathbf{w}}_i = \arg \min_{\mathbf{w}} \left\{ E \left[ (|\mathbf{w}_i^H \mathbf{y}_A[n]|^2 - 1)^2 \right] \right\}. \quad (3.49)$$

Con el objetivo de mantener una carga computacional baja, la búsqueda de la solución del problema de optimización (3.49) se lleva a cabo mediante un algoritmo de descenso de gradiente

$$\hat{\mathbf{w}}_i[l+1] = \hat{\mathbf{w}}_i[l] - \mu E \left[ (|s_i[n]|^2 - 1) s_i^*[n] \mathbf{y}_A[n] \right]. \quad (3.50)$$

Según el proceso de la Figura 3.8, el primer paso en cada iteración es la detección dura de uno de los  $N$  flujos de datos transmitidos,

$$\hat{x}_i[n] = f[s_i[n]] = f[\mathbf{w}_i^H \mathbf{y}_A[n]]. \quad (3.51)$$

Una vez obtenida la secuencia de datos transmitida en la iteración analizada, se lleva a cabo el proceso de sustracción del flujo de datos detectado del conjunto de observaciones remanente en dicha iteración.

En primer lugar se realiza una estimación del canal SIMO  $1 \times M$  equivalente entre la antena transmisora correspondiente al flujo de datos detectado  $i$ -ésimo y las  $M$  antenas del receptor. Para ello, se calcula la correlación entre los símbolos detectados  $\hat{x}_i[n]$  y las observaciones  $y_j[n]$ ,

$$\hat{h}_{ij}[\tau] = \frac{E[\hat{x}_i[n-\tau]y_j[n]]}{E[|\hat{x}_i[n]|^2]}, \quad j = 1, \dots, M, \quad (3.52)$$

de forma que se realiza una estimación de cada uno de los  $M$  coeficientes del canal SIMO buscado  $\hat{h}_{ij}[\tau]$  con sus componentes temporales de multitrayecto. La estimación es buena si la longitud de los datos utilizados es lo suficientemente larga como para que se suprima el efecto de los restantes flujos de datos todavía no extraídos, ya que se parte de la premisa de independencia estadística espacial y temporal entre los  $N$  flujos de datos.

En segundo lugar, una vez se tiene el flujo de símbolos detectados y el canal SIMO  $1 \times M$  equivalente, se puede calcular la contribución de estos símbolos  $i$ -ésimos  $\hat{x}_i[n]$ , denominada  $y_{ij}[n]$ , a los símbolos recibidos  $y_j[n]$  mediante la operación de convolución según el modelo del Apartado 2.2.2,

$$y_{ij}[n] = \sum_{\tau=0}^{P-1} \hat{h}_{ij}[\tau] \hat{x}_i[n-\tau]. \quad (3.53)$$

En tercer y último lugar, se procede a eliminar la contribución del  $i$ -ésimo flujo de datos (3.53) de los símbolos recibidos  $y_j[n]$ ,  $j = 1, \dots, M$ ,

$$y'_j[n] = y_j[n] - y_{ij}[n], \quad j = 1, \dots, M, \quad (3.54)$$

de tal forma que en la siguiente iteración, se consideran como observaciones recibidas el conjunto  $y'_j[n]$  del cual se ha extraído el efecto del flujo  $i$ -ésimo.

El procedimiento descrito se lleva a cabo de forma iterativa  $N$  veces hasta que se han detectado los  $N$  flujos de datos transmitidos.

Una de las características relevantes de esta técnica de detección es que es capaz de obtener una estimación explícita de la matriz MIMO del canal, que denominamos  $\hat{\mathbf{H}}$ , a partir de las  $N$  estimaciones de canales SIMO. Sin embargo, dicha estimación está sujeta a indeterminaciones de desplazamiento temporal y permutación. La indeterminación del desplazamiento temporal es debida a que, durante la detección de cada uno de los flujos, los suavizadores pueden introducir un desplazamiento temporal en la secuencia de datos. La permutación es debida que el proceso iterativo no garantiza recuperar cada uno de los flujos de datos en un orden concreto, por lo que la matriz  $\hat{\mathbf{H}}$  puede diferir en el orden de las columnas respecto a la real  $\mathbf{H}$ . Estas indeterminaciones pueden ser expresadas de forma matricial de la siguiente manera teórica que permite analizar su impacto en la técnica de detección,

$$\mathbf{H} = \hat{\mathbf{H}}\mathbf{D}\mathbf{P}, \quad (3.55)$$

donde  $\mathbf{D}$  es una matriz de dimensiones  $M \times M$  que corrige el posible desplazamiento erróneo de cada una de las entradas  $\hat{h}_{ij}[\tau]$  de la matriz  $\hat{\mathbf{H}}$  y  $\mathbf{P}$  es una matriz de permutación de dimensiones  $M \times M$  que reordena las columnas de  $\hat{\mathbf{H}}$  al tener un elemento igual a la unidad en cada fila y columna y el resto de sus elementos igual a cero. Estas indeterminaciones condicionan de manera esencial el rendimiento alcanzable por esta técnica de detección, ya que cualquier desplazamiento temporal de uno o más flujos o la permutación de los mismos lleva a fallos sistemáticos de decisión.

El ruido del receptor afecta de manera doble a esta técnica de detección. Por un parte, como al resto de las técnicas, la estimación blanda de salida del suavizador es afectada por la adición del ruido blanco gaussiano. Por otra parte, partiendo de (3.52) y tras un breve desarrollo se llega a que los coeficientes  $\hat{h}_{ij}[\tau]$  incluyen tanto la información deseada de los mismos como una componente adicional dependiente del ruido y de los coeficientes del suavizador, en concreto

$$\hat{h}_{ij}[\tau] = \frac{E[\hat{x}_i[n - \tau]y_j[n]]}{E[|\hat{x}_i[n]|^2]} \approx \sigma_x^2 h_{ij}[\tau] + \sigma_g^2 w_i[\tau], \quad (3.56)$$

donde  $\sigma_x^2$  es la potencia de señal y  $\sigma_g^2$  es la potencia de ruido. Se aprecia que, a falta de un procesamiento posterior, el ruido provoca que los coeficientes del suavizador se sumen a los de canal, siendo mayor la interferencia cuanto mayor sea el ruido.

Debido a que esta técnica se basa en el CMA, a priori es adecuada solamente para constelaciones de potencia constante, tales como las modulaciones de fase pura, lo que puede ser considerado como una restricción.

### 3.5.2. Detección ciega paralela basada en CMA

#### Principio de funcionamiento

La técnica ciega de detección paralela para sistemas MIMO basada en el CMA es desarrollada en paralelo en [36] y en [37], aunque seguiremos básicamente la referencia [36]. Esta técnica está basada en detectar de forma paralela todos los flujos de datos transmitidos a través de la aplicación simultánea de  $N$  suavizadores definidos según el criterio CM. Dado que el CMA extrae un flujo de datos sin ninguna otra restricción, existe la posibilidad de que se extraiga el mismo flujo por parte de 2 ó más suavizadores lo que llevaría a una degradación muy importante del rendimiento. Dicho problema se solventa añadiendo un término a la función de coste CM que penalice la extracción simultánea del mismo flujo de datos por parte de suavizadores diferentes, lo que se consigue a través del cálculo de las correlaciones cruzadas entre los distintos flujos de datos detectados a la salida de cada suavizador.

Esta técnica realiza un procesamiento lineal sobre los símbolos recibidos sin hacer uso de secuencias de datos conocidos, suprimiendo la interferencia intersimbólica debida a la memoria del canal como la interferencia entre los distintos flujos de datos. El algoritmo de búsqueda propuesto para la minimización de la función de coste compuesta es el descenso de gradiente.

#### Detección paralela

El proceso de detección paralela llevado a cabo puede describirse según la Figura 3.9.

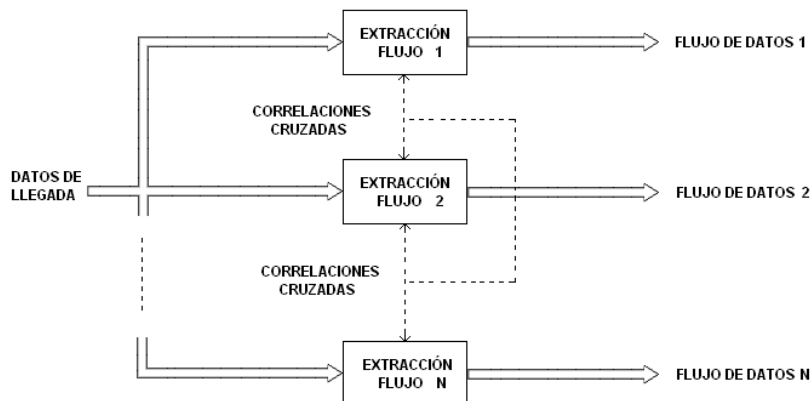


Figura 3.9: Proceso de detección paralela

El receptor detecta simultáneamente cada uno de los  $N$  flujos de datos, evitando la captura de un mismo flujo por varios suavizadores por medio del cálculo de las correlaciones entre los flujos de datos detectados y penalizando esta circunstancia para que no se produzca.

Las ventajas de esta técnica de detección paralela son varias. En primer lugar, los flujos de datos pueden ser detectados y entregados a su destino en paralelo simultáneamente, lo que puede ser imprescindible en algunas aplicaciones. En segundo lugar, a diferencia de la detección iterativa, no se produce propagación de errores ya que el resultado de un suavizador no influye directamente en el resto (solamente de forma indirecta a través de las correlaciones cruzadas).

La desventaja principal del proceso de detección paralela es su complejidad mayor comparado con la estrategia de detección iterativa, debido a que deben calcularse de forma simultánea  $N$  suavizadores además de realizar los cálculos de las correlaciones cruzadas entre los flujos de datos detectados en cada iteración, lo cual impone un coste computacional relativamente alto.

## Expresiones

El objetivo de esta técnica de detección es la supresión de forma paralela tanto de la interferencia intersimbólica como de la interferencia entre los distintos flujos de datos a través de la minimización de una función de coste definida por el criterio CM más un término que penaliza la extracción del mismo flujo de datos por más de un suavizador. Debido al principio de funcionamiento, el procesamiento del receptor puede ser dividido en  $N$  subproblemas paralelos. La estimación del  $i$ -ésimo flujo de datos se realiza

$$s_i[n] = \mathbf{w}_i^H \mathbf{y}_A[n], \quad i = 1, \dots, N, \quad (3.57)$$

donde

$$\mathbf{y}_A[n] = \begin{pmatrix} y_1[n-L] \\ \vdots \\ y_1[n+L] \\ \vdots \\ y_M[n-L] \\ \vdots \\ y_M[n+L] \end{pmatrix} \quad (3.58)$$

es el vector de observaciones apiladas,  $\mathbf{w}_i$  es el suavizador de dimensiones  $2(L+1)M \times 1$  correspondiente a la detección del flujo de datos  $i$ -ésimo y  $L$  marca la longitud del suavizador.

La función de coste que debe ser minimizada es

$$J(\mathbf{w}_i) = E \left[ (|s_i|^2 - 1)^2 \right] + \sum_{g=1, g \neq i}^N \sum_{\delta=-\delta_{MAX}}^{\delta_{MAX}} |r_{ig}[\delta]|^2 \quad (3.59)$$

donde  $r_{ig}[\delta]$  es la función de correlación entre el flujo  $i$ -ésimo y el flujo  $g$ -ésimo y  $\delta_{MAX}$  es el desfase temporal máximo que se considera para el cálculo de las correlaciones,

$$r_{ig}[\delta] = E \left[ s_i[n] s_g^*[n - \delta] \right]. \quad (3.60)$$

De forma que se busca minimizar el coste CM respecto a los símbolos procesados teniendo en cuenta las correlaciones cruzadas. Se aprecia en la Ecuación (3.59) que el mínimo de la función de coste se alcanza cuando se ha conseguido detectar correctamente según el término CM y el flujo de datos no ha sido detectado por otra rama de procesamiento, lo que lleva a un coste mínimo para el segundo término. El cálculo de las correlaciones se lleva a cabo para un desplazamiento máximo  $\delta_{MAX}$ , lo que implica que se tienen en cuenta los posibles desplazamientos temporales introducidos por los suavizadores en los correspondientes flujos de salida a la hora de analizar posibles coincidencias y a la hora de actualizar los coeficientes de los suavizadores para evitar tal situación.

Cada uno de los suavizadores buscados se obtiene como resultado del problema de optimización

$$\hat{\mathbf{w}}_i = \arg \min_{\mathbf{w}} \left\{ E \left[ (|s_i|^2 - 1)^2 \right] + \sum_{g=1, g \neq i}^N \sum_{\delta=-\delta_{MAX}}^{\delta_{MAX}} |r_{ig}[\delta]|^2 \right\}. \quad (3.61)$$

La aplicación del método de búsqueda de descenso de gradiente sobre la función de coste (3.61) lleva a la siguiente expresión iterativa para el cálculo de los suavizadores:

$$\hat{\mathbf{w}}_i[l+1] = \hat{\mathbf{w}}_i[l] - \mu \Delta_i \quad (3.62)$$

donde  $\mu$  es el parámetro de adaptación del descenso de gradiente y  $\Delta_i$  el término que indica la dirección de optimización en la superficie de coste del algoritmo. Específicamente

$$\Delta_i[l] = E \left[ (|s_i[n]|^2 - 1) s_i^*[n] \mathbf{y}_A[n] \right] + \sum_{g=1, g \neq i}^N \sum_{\delta=-\delta_{MAX}}^{\delta_{MAX}} r_{ig}[\delta] E \left[ s_g[n - \delta] \mathbf{y}_A^H[n] \right]. \quad (3.63)$$

Uno de los aspectos que merece ser comentado es que el término de correlaciones cruzadas entre los distintos flujos de datos es insensible a la rotación de fase que puede aparecer en las técnicas basadas en el CMA (Apartado 3.4.2). Si el mismo flujo de datos es detectado por 2 suavizadores distintos pero uno de los flujos detectados sufre una rotación de fase respecto al otro, el segundo término de la función de coste (3.59) lo penaliza igualmente en una etapa previa al proceso de demodulación diferencial necesario para entregar al receptor una secuencia de datos con una referencia absoluta.

Aunque no está contemplado en el desarrollo original, al igual que en la detección ciega iterativa (Apartado 3.5.1) se puede realizar una estimación de la matriz de canal  $\mathbf{H}$  con las mismas limitaciones en cuanto a la existencia de indeterminaciones respecto a los desplazamientos temporales y permutación de las columnas de la misma. Estas limitaciones afectan igualmente al rendimiento alcanzable por esta técnica en su formulación original provocando errores sistemáticos de detección.

Al igual que todas las técnicas basadas en el CMA, esta técnica de procesamiento paralelo a priori es adecuada solamente para constelaciones de potencia constante, tales como las modulaciones de fase pura, lo que puede ser considerado como una desventaja.

## Capítulo 4

# Técnica ciega de detección MIMO de máxima verosimilitud con correlaciones cruzadas

### 4.1. Introducción

A lo largo del Capítulo 3 hemos llevado a cabo la presentación de un conjunto de técnicas de detección para sistemas de comunicaciones MIMO. En particular, hemos analizado el principio de funcionamiento y expresiones de la técnica óptima de detección de máxima verosimilitud, de 2 técnicas semiciegas de detección y 2 técnicas ciegas de detección. Esta revisión nos ha permitido valorar distintas estrategias para abordar el procesamiento digital de detección del receptor MIMO, considerando para cada una de ellas sus puntos fuertes y débiles. Idealmente, la técnica óptima de detección, desde un punto de vista global, es aquella que obtiene el mejor rendimiento posible en cuanto a probabilidad de error de detección con la menor complejidad posible, tarea que se aborda intentando conseguir una solución de compromiso que tenga en cuenta las necesidades concretas de la aplicación bajo estudio.

A lo largo de este capítulo, nos basamos en las técnicas ya estudiadas junto con nuevas propuestas para definir una técnica lineal ciega de detección paralela basada en el principio de máxima verosimilitud (MV) y correlaciones cruzadas (CC). Llevamos a cabo la definición de la función de verosimilitud regularizada, el algoritmo de búsqueda local utilizado para la maximización de la misma, la técnica de inicialización de la matriz de suavizadores, un pequeño análisis cualitativo sobre la superficie de error de la función de coste y una posible solución sencilla al problema de la sincronización y permutación de los flujos de datos detectados característico de las técnicas ciegas.



## 4.2. Arquitectura y modelo de señal

La arquitectura propuesta puede describirse según la Figura 4.1.

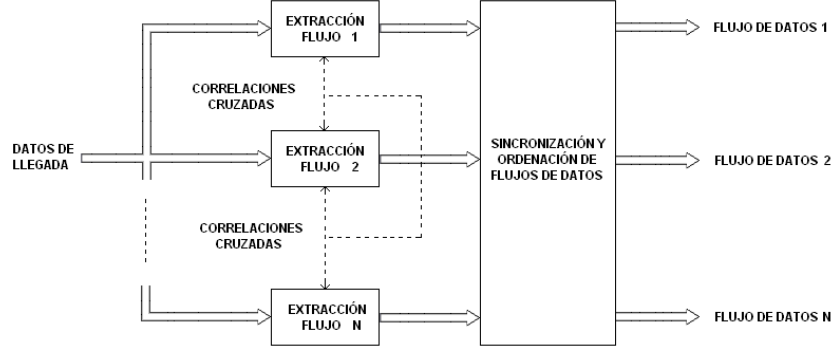


Figura 4.1: Arquitectura de la técnica de detección MV-CC

El receptor detecta simultáneamente cada uno de los  $N$  flujos de datos según el principio de máxima verosimilitud, evitando la captura de un mismo flujo por varios suavizadores por medio del cálculo de las correlaciones entre los flujos de datos detectados y penalizando esta circunstancia para que no se produzca. Posteriormente se lleva a cabo la sincronización entre los flujos y la ordenación de los mismos.

El procesamiento lineal del receptor, tal como presentamos en la Sección 3.2, puede ser dividido en  $N$  subproblemas paralelos. La estimación del  $i$ -ésimo flujo de datos se realiza

$$s_i[n] = \mathbf{w}_i^H \mathbf{y}_A[n], \quad i = 1, \dots, N, \quad (4.1)$$

donde

$$\mathbf{y}_A[n] = \begin{pmatrix} y_1[n-L] \\ \vdots \\ y_1[n+L] \\ \vdots \\ y_M[n-L] \\ \vdots \\ y_M[n+L] \end{pmatrix} \quad (4.2)$$

es el vector de observaciones apiladas,  $\mathbf{w}_i$  es el suavizador de dimensiones  $2(L+1)M \times 1$  correspondiente a la detección del flujo de datos  $i$ -ésimo y  $L$  marca la longitud del suavizador.

### 4.3. Función de verosimilitud regularizada

La función de verosimilitud regularizada, que denominamos  $V_c(\mathbf{w}_i)$ , debe basarse, al tratarse de una técnica ciega de detección, en las propiedades estadísticas del sistema, ya que no se llega a transmitir ninguna secuencia conocida de datos. Optamos por una función mixta de verosimilitud y coste con 2 términos bien diferenciados. Por una parte, un término de verosimilitud, denominado  $V(\mathbf{w}_i)$ , que favorezca que la función de densidad de probabilidad de las señales procesadas por los suavizadores sea lo más parecida a la óptima (aquella en la que se han suprimido la interferencia intersimbólica y entre flujos). Por otra parte, un término de coste, denominado  $C(\mathbf{w}_i)$ , que penalice la extracción del mismo flujo de datos por parte de más de un suavizador. De forma que podemos expresarla

$$V_c(\mathbf{w}_i) = V(\mathbf{w}_i) - C(\mathbf{w}_i). \quad (4.3)$$

De la definición de la función de verosimilitud regularizada se deriva que se busca la maximización de la misma, lo que implica una verosimilitud  $V(\mathbf{w}_i)$  máxima (se ha conseguido la detección de un flujo eliminando la interferencia intersimbólica y entre flujos) junto con un coste  $C(\mathbf{w}_i)$  mínimo (ningún flujo de datos ha sido detectado simultáneamente por más de un suavizador).

Definimos en primer lugar el término de verosimilitud que favorece que la función de densidad de probabilidad de las señales procesadas sea la óptima desde el punto de vista de detección. Hacemos uso de las mismas expresiones que las presentadas en el algoritmo semiciego basado en el principio de máxima verosimilitud (Apartado 3.4.1), por lo que solamente presentamos los resultados finales.

Bajo las asunciones de que los símbolos transmitidos son independientes e idénticamente distribuidos, que el ruido de salida de cada uno de los suavizadores es blanco, aditivo y gaussiano y que se están considerando bloques de  $K$  símbolos  $\mathbf{s}_i = \{s_i[0], \dots, s_i[K-1]\}$  para el cálculo de la verosimilitud, entonces podemos expresar la verosimilitud de  $\mathbf{w}_i$  respecto a las estimaciones blandas del suavizador  $s_i[n]$  como

$$V(\mathbf{w}_i) = \sum_{n=0}^{K-1} \log E_x \left[ e^{-\frac{|s_i[n] - x|^2}{\sigma_i^2}} \right], \quad (4.4)$$

donde  $E_x[\cdot]$  representa la esperanza estadística respecto al símbolo deseado  $x$  perteneciente al alfabeto de la modulación  $A$  y  $\sigma_i^2$  es la potencia del ruido de salida del suavizador  $i$ -ésimo.

Definimos ahora el término de coste que penaliza que se extraiga el mismo flujo de datos por varios suavizadores. Partimos del término de correlaciones cruzadas de la técnica ciega de detección paralela (Apartado 3.5.2)

$$C_{DP} = \sum_{g=1, g \neq i}^N \sum_{\delta=-\delta_{MAX}}^{\delta_{MAX}} |r_{ig}[\delta]|^2, \quad (4.5)$$

donde  $r_{ig}[\delta]$

$$r_{ig}[\delta] = E [s_i[n]s_g^*[n - \delta]] \quad (4.6)$$

es la función de correlación entre el flujo  $i$ -ésimo y el flujo  $g$ -ésimo y  $\delta_{MAX}$  es el desfase temporal máximo considerado para el cálculo.

La comprensión del comportamiento de la función de correlación nos ayudará a introducir mejoras sustanciales en el término de coste. Con este objetivo en mente, mostramos en las Figuras 4.2(a) y 4.2(b) respectivamente la función de autocorrelación y la función de correlación cruzada, ambas normalizadas, de 2 secuencias de datos independientes de una modulación QPSK con una longitud de 10 símbolos. En el caso de la función de autocorrelación, podemos observar el máximo central, la simetría respecto a este máximo y los valores no nulos para desplazamientos distintos de cero (estos valores tienden a cero según la longitud de la secuencia tiende a infinito). En el caso de la función de correlación cruzada entre las 2 secuencias se aprecia que no existe ningún máximo definido, que tampoco existe simetría respecto al desplazamiento nulo y que los valores son de una magnitud pequeña respecto al máximo de la función de autocorrelación (estos valores tienden a cero según la longitud de la secuencia tiende a infinito).

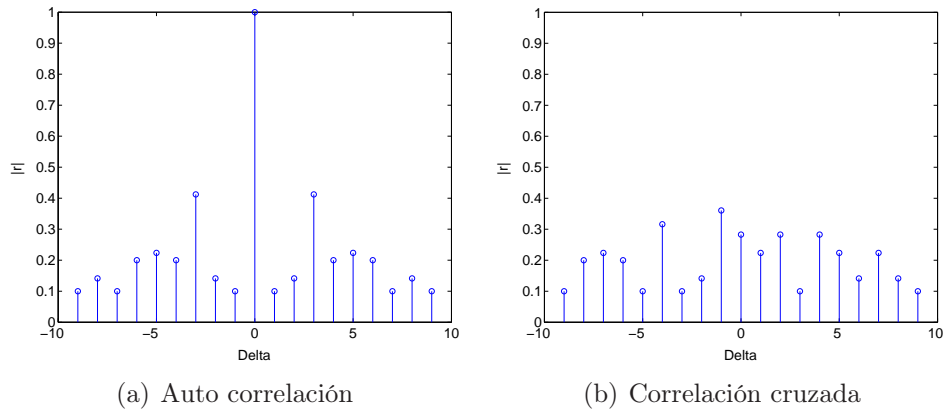


Figura 4.2: Correlaciones para secuencias de datos

El objetivo del término de coste es impedir que el mismo flujo de datos sea detectado más de una vez por distintas ramas del receptor. Teniendo en cuenta que parte de la actualización de los suavizadores durante el proceso de búsqueda depende de este término de coste, lo que pretendemos es que dicha actualización parcial sea lo más sensible posible a este término, entendida como que la actualización debería ser de valor nulo cuando no existiera correlación entre los flujos de salida de los distintos suavizadores y máxima cuando existiera correlación entre 2 flujos.

El término de coste  $C_{DP}$  es poco sensible, según la definición anterior, ya que al llevarse a cabo el sumatorio de la función de correlación cruzada sobre todos los posibles desplazamientos  $\delta$ , la diferencia entre 2 secuencias correlacionadas y no correlacionadas se reduce en la práctica al valor del máximo central del primer caso.

La primera aproximación que proponemos de término de coste es la que denominamos  $C_{MAX}$ , que se basa en no realizar el sumatorio sobre todos los valores  $\delta$  de la función de correlación, sino simplemente considerar el valor máximo de la misma en el rango  $[-\delta_{MAX}, \delta_{MAX}]$ , aumentando la sensibilidad. El término propuesto puede expresarse como

$$C_{MAX} = \sum_{g=1, g \neq i}^N \max(|r_{ig}[\delta]|^2), \quad \delta \in [-\delta_{MAX}, \delta_{MAX}]. \quad (4.7)$$

Presentamos en la Figura 4.3 la comparativa de la sensibilidad (relación entre el coste para 2 secuencias correlacionadas y el coste para 2 secuencias no correlacionadas) de los términos de coste analizados para distintas longitudes de secuencia. Podemos observar el importante aumento de la sensibilidad para el nuevo término según aumenta la longitud de las secuencias.

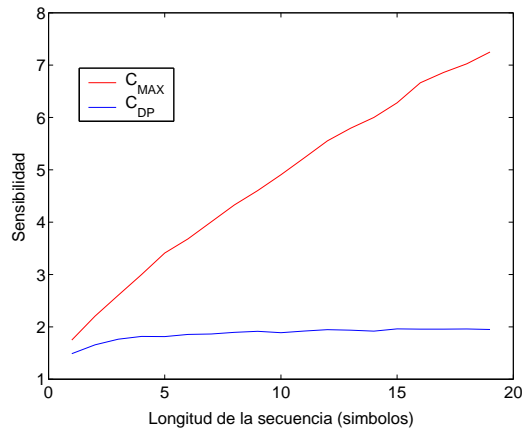


Figura 4.3: Sensibilidad de los términos  $C_{DP}$  y  $C_{MAX}$

Podemos mejorar aún más la sensibilidad definiendo un término de coste independiente de la longitud de secuencia que solamente tenga en cuenta aquellos valores máximos de la función de correlación que superen un cierto umbral  $\beta$ . De esta manera, se mantiene el coste alto cuando 2 secuencias están correlacionadas y un coste nulo en el caso de que no estén correlacionadas. En las Figuras 4.4(a) y 4.4(b) mostramos ambos casos con un umbral  $\beta = 0,6$ .

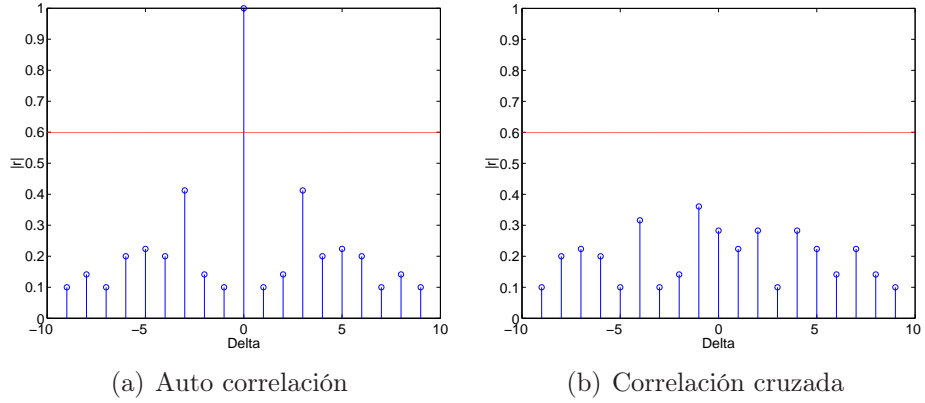


Figura 4.4: Correlaciones con umbral  $\beta$  para secuencias de datos

Podemos definir entonces la nueva función de coste  $C_{UMB}$ , que será la utilizada como  $C(\mathbf{w}_i)$ , y la función umbral de la siguiente manera:

$$C(\mathbf{w}_i) = C_{UMB} = \sum_{g=1, g \neq i}^N \text{umb} \{ \max(|r_{ig}[\delta]|^2), \beta^2 \}, \quad \delta \in [-\delta_{MAX}, \delta_{MAX}], \quad (4.8)$$

$$\text{umb} \{x, \eta\} = \begin{cases} x & \text{si } |x| \geq \eta \\ 0 & \text{si } |x| < \eta \end{cases}. \quad (4.9)$$

Por último, sobre la base de las pruebas realizadas, no existe una diferencia apreciable de rendimiento en cuanto a utilizar las estimaciones blandas o las estimaciones duras correspondientes. Así mismo, la mayor carga computacional del algoritmo proviene del cálculo en cada iteración de las correlaciones cruzadas, que puede ser parametrizado (Sección 5.2).

La función completa de verosimilitud regularizada del algoritmo con sus constantes de normalización ( $\gamma$  y  $\rho$ ) puede entonces expresarse como

$$V_c(\mathbf{w}_i) = \gamma \sum_{n=0}^{K-1} \log E_x \left[ e^{-\frac{|s_i[n]-x|^2}{\sigma_i^2}} \right] - \rho \sum_{g=1, g \neq i}^N \text{umb} \{ \max(|r_{ig}[\delta]|^2), \beta^2 \}. \quad (4.10)$$

## 4.4. Inicialización

La inicialización de la matriz  $\mathbf{W}$  de suavizadores puede llevarse a cabo siguiendo la misma técnica que la utilizada para el algoritmo CM (Apartado 3.4.2), ya que la idea subyacente de aproximar la respuesta inicial conjunta del canal y cada uno de los suavizadores a una delta con un cierto desplazamiento temporal  $\delta[n-k]$  para que exista un cierto grado de convergencia inicial sigue siendo válida, tal como se constata en [34].

Cada uno de los  $N$  suavizadores del receptor es inicializado a través del cálculo de la función de autocorrelación de la señal recibida  $v_i[k]$  de una de las  $M$  ramas del receptor. Teniendo en cuenta que el receptor no posee a priori ninguna información adicional del canal de comunicaciones, un procedimiento posible es asignar de forma aleatoria una de las  $M$  secuencias de señales recibidas a cada uno de los  $N$  suavizadores para su inicialización, tal como

$$v_i[k] = \sum_{n=-L_{max}}^{L_{max}} y_j[n]y_j^*[n-k], \quad \begin{matrix} k = -L, \dots, L \\ i = 1, \dots, N \\ j = 1, \dots, M \end{matrix}, \quad (4.11)$$

donde  $L_{max}$  es el límite considerado para el cálculo de la autocorrelación, siendo el resultado más fiable cuanto mayor sea este valor, y  $2L+1$  es la longitud de la función de autocorrelación calculada. De esta forma, cada uno de los  $2L+1$  coeficientes del suavizador  $\mathbf{w}_i[k]$  es inicializado según los valores calculados de la autocorrelación junto con un término de normalización,

$$w_i[k] = \frac{v_i[k]}{\sum_{m=-L}^L v_i[m]}, \quad \begin{matrix} k = -L, \dots, L \\ i = 1, \dots, N \end{matrix}. \quad (4.12)$$

El coste computacional de esta técnica de inicialización es mayor que en el caso de realizarla según el método de pico único central (*single spike initialization*) o de forma aleatoria. Sin embargo, teniendo en cuenta que la superficie de error no es convexa y que, por lo tanto, la existencia de mínimos locales y puntos silla pueden retrasar o evitar la convergencia final, consideramos que merece la pena una inicialización adecuada.

Una de las características relevantes de la función (4.10) es que el término de correlaciones cruzadas fuerza la separación, dentro del espacio de coeficientes, de los suavizadores que detecten el mismo flujo de datos. Una consecuencia es que la inicialización de los suavizadores puede llegar a ser la misma, bajo la condición de utilizar el método propuesto de búsqueda de la Sección 4.5, ya que el término de coste provocará que se alejen mutuamente.

## 4.5. Algoritmo de búsqueda

El algoritmo MV-CC debe utilizar un algoritmo de búsqueda para encontrar el máximo de la función (4.10), ya que no es posible encontrar una expresión cerrada para las soluciones. Optamos por un algoritmo de primer orden basado en la derivada de la función de verosimilitud regularizada, que proporciona la dirección, dentro del espacio de coeficientes de los suavizadores, del aumento de la misma en el punto considerado.

Partiendo de las expresiones básicas del algoritmo de gradiente para la búsqueda del máximo para cada uno de los suavizadores, se obtiene

$$\hat{\mathbf{w}}_i[l+1] = \hat{\mathbf{w}}_i[l] + \Delta_i[l] = \hat{\mathbf{w}}_i[l] + \mu \nabla V_c(\hat{\mathbf{w}}_i[l])|_{\hat{\mathbf{w}}_i[l]}, \quad (4.13)$$

donde  $\Delta_i[l]$  es el término de cambio correspondiente, igual al vector de gradiente (operador  $\nabla$ ) de la función (4.10) con  $\mu$  el parámetro de adaptación.

Una mejora sencilla y eficaz para acelerar la convergencia y tratar situaciones en las que la superficie de verosimilitud regularizada posea una estructura con valores singulares muy dispares en magnitud es añadir un término de inercia al algoritmo de búsqueda [29]. De tal manera que las expresiones para el algoritmo quedan de la siguiente manera,

$$\hat{\mathbf{w}}_i[l+1] = \hat{\mathbf{w}}_i[l] + \Delta_i[l] = \hat{\mathbf{w}}_i[l] + \mu \nabla V_c(\hat{\mathbf{w}}_i[l])|_{\hat{\mathbf{w}}_i[l]} + \alpha \Delta_i[l-1], \quad (4.14)$$

donde  $\alpha$  es el parámetro de adaptación del término de inercia,  $0 \leq \alpha \leq 1$ , tal como se analiza en [29].

Por lo tanto, la aplicación del algoritmo de gradiente con inercia a la función (4.10) produce las siguientes expresiones:

$$\nabla V_c(\hat{\mathbf{w}}_i[l])|_{\hat{\mathbf{w}}_i[l]} = \nabla V(\hat{\mathbf{w}}_i[l])|_{\hat{\mathbf{w}}_i[l]} - \nabla C(\hat{\mathbf{w}}_i[l])|_{\hat{\mathbf{w}}_i[l]}, \quad (4.15)$$

$$\nabla V(\hat{\mathbf{w}}_i[l])|_{\hat{\mathbf{w}}_i[l]} = \sum_{n=0}^{K-1} \frac{E_x \left[ \frac{\mathbf{y}_A[n](x^* - s_i^*[n])}{\sigma_i^2} e^{-\frac{|s_i[n]-x|^2}{\sigma_i^2}} \right]}{E_x \left[ e^{-\frac{|s_i[n]-x|^2}{\sigma_i^2}} \right]}, \quad (4.16)$$

$$\nabla C(\hat{\mathbf{w}}_i[l])|_{\hat{\mathbf{w}}_i[l]} = \sum_{g=1, g \neq i}^N \sum_{\delta=-\delta_{MAX}}^{\delta_{MAX}} \text{umb} \{r_{ig}^*[\delta], \beta\} E[s_g^*[n-\delta] \mathbf{y}_A[n]]. \quad (4.17)$$

Mostramos en el cuadro 4.1 el pseudocódigo correspondiente a la técnica de máxima verosimilitud con término de correlaciones cruzadas para el suavizador  $i$ -ésimo.

<b>Inicialización</b> ( $l = 0$ ).
1. Inicializar el suavizador $i$ -ésimo según $w_i[k] = \frac{v_i[k]}{\sum_{m=-L}^L v_i[m]}$ . 2. Inicializar $\Delta_i[0] = \mathbf{0}$ , siendo $\mathbf{0}$ el vector nulo de dimensiones $2(L+1)M \times 1$ .
<b>Iteración</b> $l$ -ésima.
1. Calcular $\nabla V(\hat{\mathbf{w}}_i[l]) _{\hat{\mathbf{w}}_i[l]} = \sum_{n=0}^{K-1} \frac{E_x \left[ \frac{\mathbf{y}_A[n](x^* - s_i^* n)}{\sigma_i^2} e^{-\frac{ s_i[n]-x ^2}{\sigma_i^2}} \right]}{E_x \left[ e^{-\frac{ s_i[n]-x ^2}{\sigma_i^2}} \right]}$ . 2. Calcular $\nabla C(\hat{\mathbf{w}}_i[l]) _{\hat{\mathbf{w}}_i[l]} = \sum_{g=1, g \neq i}^N \sum_{\delta=-\delta_{MAX}}^{\delta_{MAX}} \text{umb} \{r_{ig}^*[\delta], \beta\} E[s_g^*[n-\delta] \mathbf{y}_A[n]]$ . 3. Calcular $\nabla V_c(\hat{\mathbf{w}}_i[l]) _{\hat{\mathbf{w}}_i[l]} = \nabla V(\hat{\mathbf{w}}_i[l]) _{\hat{\mathbf{w}}_i[l]} - \nabla C(\hat{\mathbf{w}}_i[l]) _{\hat{\mathbf{w}}_i[l]}$ . 4. Calcular $\Delta_i[l] = \mu \nabla V_c(\hat{\mathbf{w}}_i[l]) _{\hat{\mathbf{w}}_i[l]} + \alpha \Delta_i[l-1]$ . 5. Calcular $\hat{\mathbf{w}}_i[l+1] = \hat{\mathbf{w}}_i[l] + \Delta_i[l]$ .

Cuadro 4.1: Pseudocódigo de la técnica MV-CC

Podemos apreciar que la complejidad del algoritmo de búsqueda es comparativamente menor que en el caso de los algoritmos basados en las derivadas de segundo orden, ya que no deben ser calculadas las matrices Hessianas y las matrices inversas asociadas a este clase de métodos de búsqueda local. La inclusión del término de inercia produce un aumento apreciable de la velocidad de convergencia, a costa de un pequeño aumento de la complejidad por las operaciones adicionales y la adición del parámetro  $\alpha$ , lo que hemos podido constatar en las pruebas realizadas, corroborando los argumentos expuestos en [29].



Una de las desventajas asociadas al uso de algoritmos de búsqueda local (tales como el ascenso de gradiente con inercia utilizado) es que no se garantiza que el proceso de búsqueda alcance un máximo global de la función de verosimilitud regularizada, lo que lleva a un rendimiento inferior al óptimo. A continuación presentamos una modificación del algoritmo de búsqueda que, en ciertas situaciones, es capaz de evitar que un suavizador que se encuentre en un máximo global o incluso local empeore su rendimiento por verse desplazado a un máximo local de menor valor de la función de verosimilitud regularizada.

Comenzamos la propuesta notando que, de las Ecuaciones (4.10) y (4.17), cuando una secuencia de datos es detectada simultáneamente por más de un suavizador cada uno de ellos es actualizado de manera que se alejen mutuamente dentro del espacio de coeficientes, lo que nos puede llevar a situaciones como la descrita en la Figura 4.5, donde mostramos, de forma simplificada y en el caso unidimensional, el comportamiento de 2 suavizadores (posición dentro del espacio de coeficientes y dirección de la actualización). Partimos de una inicialización que ha situado a 2 suavizadores dentro del área de atracción del mismo máximo de (4.10) (o incluso de una situación en la que un suavizador ya se encuentra en el máximo global y el otro entra durante el proceso de búsqueda en la región de atracción correspondiente), por lo tanto detectando la misma secuencia y provocando que ambos procesos se dirijan hacia el mismo máximo global (Figura 4.5(a)). El término de coste  $C(\mathbf{w}_i)$  provoca que ambos suavizadores se alejen mutuamente (Figura 4.5(b)), pudiendo alejarse tanto del máximo global que ambos caigan dentro del área de atracción de máximos locales adyacentes, lo que nos lleva a que finalmente ninguno de los suavizadores se ha situado en el máximo global que optimiza el rendimiento (Figura 4.5(c)).

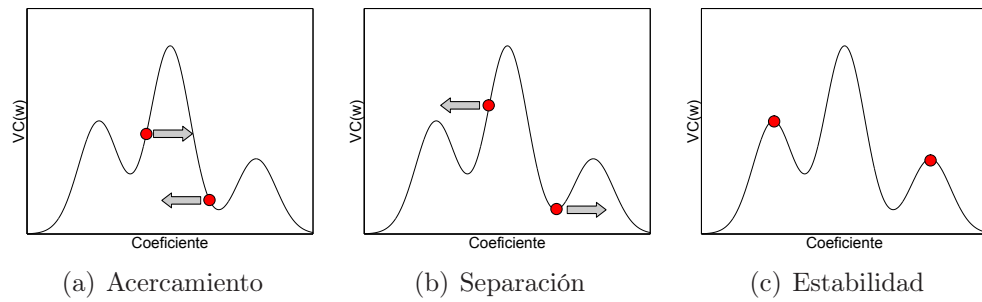


Figura 4.5: Proceso de búsqueda original

Podemos remediar en parte el comportamiento anterior marcando como objetivo que la actualización de los suavizadores en esa situación se lleve a cabo según el término de verosimilitud  $V(\mathbf{w}_i)$  o según el término de coste  $C(\mathbf{w}_i)$ , atendiendo a un criterio bien definido.

El criterio seguido para determinar el suavizador que se encuentra más adaptado es el término de verosimilitud  $V(\mathbf{w}_i)$  de (4.10). Asumiendo que, hasta el momento en el que se considera que 2 secuencias están correlacionadas, la función de verosimilitud regularizada depende exclusivamente del término  $V(\mathbf{w}_i)$ , entonces podemos considerar que el suavizador con mayor valor de verosimilitud es el más adaptado y, por lo tanto, el que debe adaptarse exclusivamente según este término, ignorando el de coste; a la inversa, el resto de los suavizadores se adaptan según el término de coste ignorando el de verosimilitud. Por lo tanto, en el caso extremo en que los  $N$  suavizadores se encuentren en conflicto, el único en adaptarse según la verosimilitud será aquel  $\mathbf{w}_i$  tal que

$$V(\mathbf{w}_i) > V(\mathbf{w}_j), \quad j = 1, \dots, N, \quad j \neq i. \quad (4.18)$$

Analizamos el mismo caso anterior teniendo en cuenta la modificación propuesta. Partimos de la misma situación inicial en la que 2 suavizadores se encuentran en la misma región de atracción del máximo global, convergiendo al mismo hasta que se considera que las secuencias detectadas correspondientes son iguales (Figura 4.6(a)). En dicho momento, se calcula la verosimilitud de las secuencias detectadas y se decide mantener como mejor adaptado el suavizador de mayor verosimilitud, tras lo que éste sigue su adaptación según  $V(\mathbf{w}_i)$ , mientras el otro se adapta según  $C(\mathbf{w}_i)$  (Figura 4.6(b)). El resultado es que el suavizador originalmente mejor adaptado alcanza el máximo global optimizando el proceso (Figura 4.6(c)).

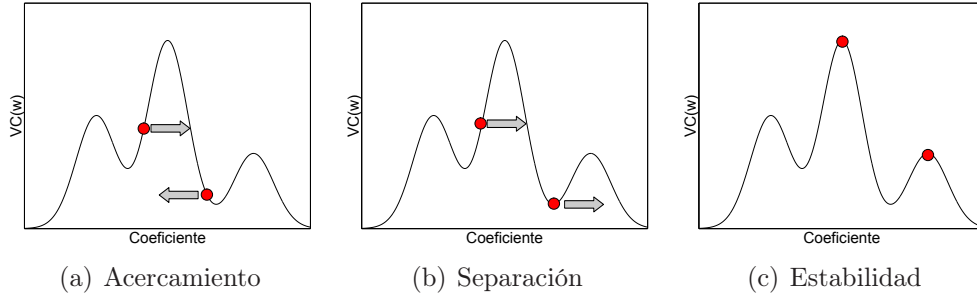


Figura 4.6: Proceso de búsqueda modificado

Por último, el proceso de búsqueda local depende en gran medida de la inicialización de los suavizadores, por lo que puede llegar a ocurrir que un suavizador se quede estancado en un máximo local de bajo rendimiento o en un valle de la superficie de verosimilitud regularizada, lo que nos llevaría a un rendimiento degradado. Por lo tanto, se ha previsto un mecanismo de reinicialización basada en el esquema original (Sección 4.4) que se activa de manera periódica en el caso que la verosimilitud de alguno de los suavizadores no alcance un valor mínimo, que es considerado un parámetro del sistema.

## 4.6. Superficie de verosimilitud regularizada

La superficie de verosimilitud regularizada se obtiene a partir de la ecuación (4.10) en función de los coeficientes de cada uno de los suavizadores. La descripción de la misma es importante ya que su conocimiento proporciona soluciones a problemas de inicialización y búsqueda, aparte de otras consideraciones teóricas. No pretendemos dar una descripción matemática rigurosa sobre la superficie del algoritmo propuesto, lo que sobrepasaría los objetivos del proyecto, sino simplemente ofrecer una breve descripción cualitativa como punto de partida para un estudio posterior.

El algoritmo propuesto conlleva la existencia de  $N$  superficies de verosimilitud regularizada en paralelo, una por cada uno de los suavizadores. Cada una de estas superficies es multimodal, lo que implica la necesidad de una inicialización adecuada, así como la existencia de varios máximos, mínimos y puntos silla en cada una de ellas, lo que dificulta el análisis. El carácter multimodal de la superficie se explica al menos por el término de verosimilitud  $V(\mathbf{w}_i)$ , que genera el mismo valor para 2 suavizadores cuyas secuencias de salida son una versión rotada una de la otra (con el valor adecuado de rotación de fase según la constelación) o con distinto desplazamiento temporal. La ausencia de símbolos piloto causa que, a priori para cada uno de los  $N$  suavizadores, todos los máximos válidos tengan el mismo valor de la función de verosimilitud regularizada.

La otra característica relevante de las  $N$  superficies es la relación de dependencia que existe entre ellas. Las superficies de las técnicas semiciegas (Apartados 3.4.1 y 3.4.2) son independientes las unas de las otras. Las superficies de la detección ciega iterativa (Apartado 3.5.1) son dependientes entre ellas, pero la operación secuencial provoca que no haya cambios en tiempo real sobre la superficie del suavizador que se está calculando. Solamente la detección ciega paralela (Apartado 3.5.2) comparte las características de la técnica propuesta. En este caso, la morfología de las  $N$  superficies va cambiando en tiempo real según se van ajustando los suavizadores. Este comportamiento es debido al término de coste  $C(\mathbf{w}_i)$ , ya que a partir del momento en el que un suavizador alcanza un máximo de verosimilitud extrayendo un flujo de datos, las restantes  $N - 1$  superficies se ven alteradas debido a que dicho máximo se ve penalizado por el término de coste, que impide que se extraiga nuevamente el mismo flujo de datos. En el caso de que alguno de los suavizadores restantes ya se haya estabilizado en otro máximo, este cambio de morfología no les afecta, sin embargo, los suavizadores que se encuentren en proceso de búsqueda pueden verse afectados súbitamente por este cambio, viéndose forzados a cambiar la zona de búsqueda dentro de la superficie correspondiente.

## 4.7. Sincronización de flujos de datos

Ya señalamos en la Sección 3.2 la importancia de la adecuada ordenación y sincronización temporal de los  $N$  flujos de datos de salida del proceso de detección para no incurrir en una degradación severa del rendimiento. Las técnicas de detección semiciegas solucionan de forma implícita esta cuestión, ya que la inclusión de datos conocidos por el receptor les proporciona la información suficiente para este proceso. Sin embargo, las técnicas totalmente ciegas no disponen de este conocimiento por lo que se ven condicionadas a incluir un bloque adicional que lleva a cabo estas tareas. Aportamos una sencilla solución a esta cuestión que puede ser adaptada fácilmente a la técnica ciega MV-CC propuesta (en general a cualquier técnica ciega).

El esquema propuesto está basado en la utilización de  $N$  secuencias cortas, diferentes y fijas, conocidas por el transmisor y el receptor, cada una de las cuales es intercalada en el mismo instante temporal, de manera unívoca y periódica en cada uno de los  $N$  flujos transmitidos, creando un patrón repetitivo que permite la ordenación y sincronización entre flujos en el receptor mediante la aplicación de métodos estadísticos de segundo orden. La inclusión de las secuencias debe ser repetitiva en el tiempo, ya que no existe conocimiento a priori del momento en el que el receptor comenzara su proceso de adaptación. Destacamos que la eficiencia espectral del sistema modificado de comunicaciones MV-CC prácticamente se mantiene en los valores originales, ya que consideramos que el volumen de las secuencias de datos conocidos no supera el 1 % del volumen total de datos transmitidos. Por último, el carácter ciego de la técnica original MV-CC se mantiene, ya que los nuevos datos no contribuyen en ningún momento a la adaptación de los suavizadores del receptor, lo que es debido a que la mayoría de las tramas de datos no incluyen estos símbolos piloto.

El primer paso necesario es la definición de cada una de las  $N$  secuencias fijas utilizadas  $s_{SINC}[n]$  de longitud  $L_{SINC}$ . La consideración inmediata derivada de (4.10) es que estas secuencias deben ser ortogonales entre sí para todos los posibles desplazamientos temporales entre ellas, de manera que el término  $C(\mathbf{w}_i)$  no penalice el proceso de adaptación. La ortogonalidad de los secuencias para distintos desplazamientos limita la utilización de métodos iterativos para su definición (a modo de ejemplo las matrices Hadamard), por lo que recurrimos a secuencias aleatorias, que presentan las cualidades requeridas (correlación teórica nula entre ellas y, para cada una de ellas, correlación máxima distinta de cero para desplazamiento nulo). Por lo tanto, cada una de las secuencias puede ser expresada de la siguiente manera:

$$s_{SINC}^i[n] \in A, \quad n = 1, \dots, L_{SINC}, \quad i = 1, \dots, N. \quad (4.19)$$

Una vez los  $N$  flujos de datos han sido extraídos según el criterio MV-CC, cada uno de ellos es procesado por el esquema de ordenación y sincronización, tal como se aprecia en la Figura 4.1. El receptor conoce las secuencias de sincronización y el flujo en el que se han introducido de manera unívoca para determinar el orden entre ellos, por lo que lleva a cabo la correlación de cada una de estas secuencias con los datos de cada uno de los flujos detectados efectuando un total de  $N^2$  correlaciones en paralelo. Teniendo en cuenta las propiedades de las secuencias y su independencia de los datos de usuario transmitidos, podemos esperar que, en condiciones ideales, la salida de cada uno de estos procesos de correlación genere un máximo cuando haya encontrado una de las secuencias de sincronización y un valor cercano a cero en caso de no encontrarla, considerando adicionalmente que dichas secuencias aparecen de forma unívoca en cada flujo y no se van a repetir en distintos flujos. Mostramos en las Figuras 4.7(a) y 4.7(b) respectivamente la salida del proceso de correlación de un flujo de datos con la secuencia correcta y con la secuencia incorrecta, apreciándose la presencia periódica de los máximos en el primer caso y la ausencia de los mismos en el segundo caso.

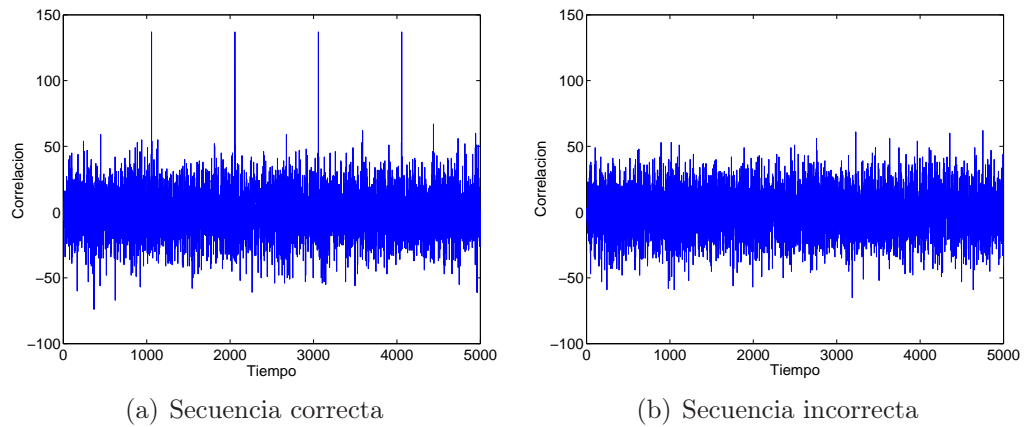


Figura 4.7: Correlaciones con secuencias de sincronización

Una vez el receptor dispone de las  $N^2$  salidas de correlación ( $N$  salidas correspondientes a cada secuencia de sincronización para cada uno de los  $N$  flujos de datos) procede a depurarlas para conservar solamente la información relevante, para lo cual aplica un umbral, que es función de la longitud de las secuencias y del esquema de modulación utilizada en el sistema, para conservar exclusivamente aquellos valores correspondientes a un positivo de identificación de secuencias y se lleva a cabo una normalización de los valores de salida para posteriores decisiones en el proceso. Bajo condiciones ideales, solamente  $N$  de las  $N^2$  salidas tendrán valores distintos de cero tras este proceso, correspondiéndose con la detección de las  $N$  secuencias de sincronización.

Podemos observar en las Figuras 4.8(a) y 4.8(b) respectivamente la salida del proceso de correlación tras la aplicación del umbral y la normalización para el caso de la detección correcta o incorrecta de una secuencia de sincronización determinada.

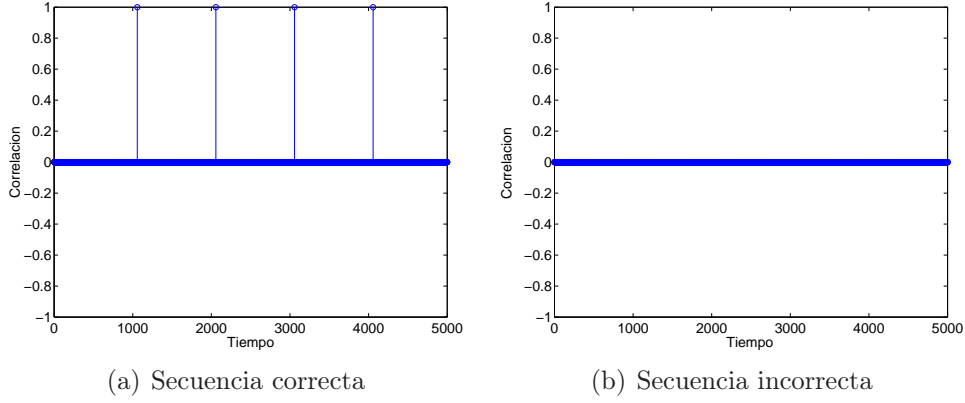


Figura 4.8: Correlaciones con secuencias de sincronización procesadas

El siguiente paso es aplicar una máscara al resultado normalizado de las correlaciones para determinar la presencia periódica de las secuencias de sincronización. El objetivo de la máscara es doble; por una parte, detecta la periodicidad adecuada de los positivos normalizados, que es la característica que evidencia la presencia de una secuencia de sincronización, protegiéndose además de posibles falsos negativos (casos en los que la secuencia de sincronización no ha sido detectada y, por lo tanto, no ha generado ningún positivo de identificación); por otra parte, la presencia de falsos positivos (casos en los que se ha generado un positivo de identificación no causado por una secuencia de sincronización) también es procesada adecuadamente, ya que éstos no son generados con la periodicidad adecuada. La estructura de la máscara  $m[n]$  es sencillamente un tren de  $N_{SINC}$  deltas con el periodo marcado  $P_{SINC}$ ,

$$m[n] = \sum_{k=0}^{N_{SINC}-1} \delta[n - kP_{SINC}]. \quad (4.20)$$

El último paso del proceso es la sincronización temporal de los  $N$  flujos en base a los resultados anteriores, que se lleva a cabo comparando los retardos relativos entre los positivos correspondientes a las secuencias de sincronización y desplazando adecuadamente los flujos de datos en el eje temporal. Adicionalmente, la ordenación de los  $N$  flujos se realiza de manera sencilla ya que cada flujo es identificado de manera unívoca por una secuencia de sincronización concreta.

Mostramos en el Cuadro 4.2 el pseudocódigo correspondiente al procesamiento, por parte del transmisor y del receptor, de la técnica de sincronización y ordenación de flujos de datos.

<b>Transmisor MIMO.</b> Para los flujos $N$ transmitidos.
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Generar <math>N</math> secuencias <math>s_{SINC}^i[n]</math> únicas y fijas.</li> <li>2. Introducir de manera unívoca y síncrona cada una de las <math>s_{SINC}^i[n]</math> en uno de los <math>N</math> flujos de datos transmitidos, de manera conocida por el receptor.</li> </ol>
<b>Receptor MIMO.</b> En paralelo, para cada uno de los $N$ flujos detectados.
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Correlacionar el flujo detectado con las <math>N</math> secuencias <math>s_{SINC}^i[n]</math>.</li> <li>2. Aplicar umbral normalizador a cada una de las <math>N</math> correlaciones obtenidas.</li> <li>3. Correlacionar las secuencias normalizadas anteriores con la máscara <math>m[n]</math>. <ol style="list-style-type: none"> <li>a. Si (correlación &gt; umbral identificación) <math>\rightarrow s_{SINC}^i[n]</math> identificada.</li> <li>b. Si (correlación &lt; umbral identificación) <math>\rightarrow s_{SINC}^i[n]</math> no identificada.</li> </ol> </li> <li>4. Ordenar los flujos según el orden de las <math>s_{SINC}^i[n]</math> identificadas.</li> <li>5. Sincronizar los flujos según el desfase entre las <math>s_{SINC}^i[n]</math> identificadas.</li> </ol>

Cuadro 4.2: Pseudocódigo de la técnica de sincronización y ordenación

# Capítulo 5

## Simulaciones y análisis

### 5.1. Introducción

A lo largo de los Capítulos 3 y 4 hemos presentado diversas técnicas de detección para sistemas de comunicaciones MIMO, destacando los principios teóricos en los que se basan junto con las expresiones matemáticas asociadas. En este capítulo presentamos las simulaciones numéricas de dichas técnicas junto con los análisis correspondientes, que deben proporcionar tanto una descripción del rendimiento alcanzable según distintos criterios, como una ayuda en la etapa de diseño de un sistema real ya que permiten estimar los parámetros del mismo para un correcto funcionamiento.

Las simulaciones y análisis son agrupados en 3 bloques principales conforme a los resultados de este proyecto. Un primer bloque dedicado al análisis de la nueva técnica de detección MV-CC. Un segundo bloque dedicado al análisis de la nueva técnica de ordenación y sincronización de flujos de datos. Un tercer bloque dedicado al análisis conjunto y comparación de las 5 técnicas estudiadas a lo largo de esta memoria (2 técnicas semiciegas, 2 técnicas ciegas y la técnica MV-CC).

Uno de los aspectos importantes a la hora de realizar las simulaciones e interpretaciones de los resultados obtenidos en las comparaciones entre distintas técnicas es la igualdad de condiciones de simulación. Llevamos a cabo una unificación de criterios a la hora de definir los parámetros de las simulaciones, tales como pueden ser la relación señal a ruido, el tipo de constelación utilizada (que fijamos a QPSK por ser la única válida para todas ellas) y los canales utilizados (los mismos para cada técnica para no desvirtuar los resultados). En cada sección detallamos las condiciones particulares de simulación y los parámetros utilizados.



## 5.2. Simulaciones y análisis de la técnica de detección MV-CC

La técnica ciega de detección de máxima verosimilitud con correlaciones cruzadas es desarrollada en el Capítulo 4, por lo que ahora nos limitamos a presentar las simulaciones y análisis correspondientes a los nuevos aspectos de diseño posponiendo los resultados de rendimiento a la Sección 5.4.

El primer aspecto que abordamos es la inicialización de los  $N$  suavizadores. Tal como explicamos en la Sección 4.4, el término de correlaciones cruzadas de la función de verosimilitud regularizada (4.10) y la estrategia de búsqueda permiten que cada uno de los suavizadores sea inicializado de forma idéntica, ya que se encargarán de separarlos (dentro del espacio de coeficientes) debido a la correlación entre los flujos de símbolos estimados. Mostramos en la Figura 5.1 la evolución temporal, según se itera sobre las observaciones, del valor absoluto de la diferencia ( $\Delta = \sum_{r=1}^{2L+1} |w_i[r] - w_j[r]|$ ) de 2 suavizadores idénticamente inicializados según la presencia del término de correlaciones cruzadas (CC).

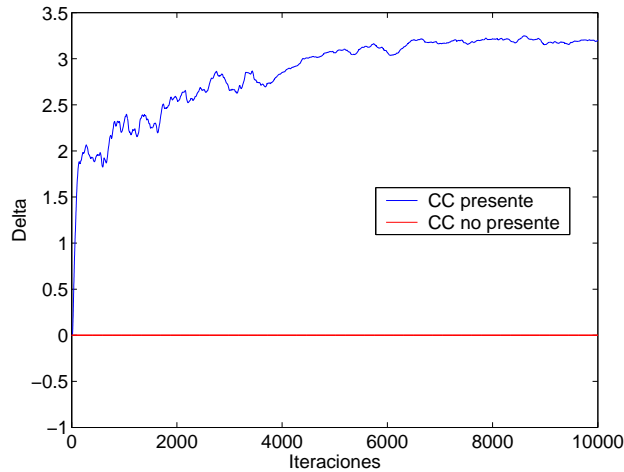


Figura 5.1: Evolución de suavizadores según la inicialización

Podemos observar cómo el valor  $\Delta$  es nulo a largo de la adaptación de los suavizadores cuando el término de correlaciones cruzadas no está presente, debido a la inicialización común y el hecho de operar sobre las mismas observaciones, por lo que los suavizadores evolucionan de forma idéntica extrayendo el mismo flujo de datos, degradando de manera crítica el rendimiento. La inclusión del término de correlaciones cruzadas junto con el nuevo mecanismo de búsqueda provocan que, dentro del espacio de los coeficientes, los suavizadores se alejen entre ellos cuando se ha detectado que están extrayendo el mismo flujo de datos. La evolución de la curva

correspondiente a este caso muestra el comportamiento esperado, en el momento en el que los 2 suavizadores están extrayendo el mismo flujo son fuertemente separados con el objetivo de situarlos en regiones de atracción de distintos máximos de la función de verosimilitud regularizada (4.10), tal como se puede comprobar en las primeras 200 iteraciones de la adaptación, tras lo cual cada uno de ellos continúa la búsqueda del máximo de manera más moderada en la correspondiente región de atracción, comportamiento que puede deducirse de la estabilización progresiva de  $\Delta$ . La influencia del término de correlaciones cruzadas y el comportamiento consecuente es directamente extrapolable a un número arbitrario de procesadores y flujos de datos.

El siguiente aspecto que analizamos es la eficacia de la técnica de inicialización propuesta en la Sección 4.4, para lo cual presentamos los resultados simulados en el Cuadro 5.1. Las simulaciones llevadas a cabo han consistido en comprobar el rendimiento, en términos de la tasa de error de símbolo, de un sistema MIMO  $2 \times 3$  bajo distintas técnicas de inicialización de los suavizadores, concretamente, una inicialización aleatoria, una inicialización de pico (asignando un único valor distinto de cero para cada suavizador), la inicialización de la Sección 4.4, que denominamos autocorrelación, y una variante de esta última en la que los suavizadores son idénticamente inicializados aprovechando el término de correlaciones cruzadas y que denominamos paralela. Presentamos para cada una de las 4 técnicas el porcentaje de usuarios correctamente extraídos y detectados sobre el total simulados, así como la tasa media de error de símbolo de dichos usuarios detectados y el número medio de símbolos por usuario necesarios para conseguir la convergencia del algoritmo y llevar a cabo dicha detección. Las simulaciones se han realizado sobre 10 canales MIMO, 6 de los cuales son canales sin visión directa ( $\mathbf{H}_{NLOS}$ ) y los 4 restantes son canales de visión directa ( $\mathbf{H}_{LOS}$ ), divididos en 2 grupos de 2 canales con factor de Rice respectivamente  $K = 5$  y  $K = 10$ , de forma que sean considerados los casos más habituales en entornos reales. Cada uno de los 10 canales ha sido promediado sobre 10 tramas distintas de 10000 símbolos transmitidos por usuario. Ya que el objetivo es la comparación de las distintas técnicas de inicialización, cada una de ellas ha sido simulada con los mismos canales y las mismas tramas de símbolos, de forma que los resultados reflejen exclusivamente el comportamiento de las técnicas de inicialización.

Técnica	Extracción	Tasa de error	Convergencia
Aleatoria	63 %	$2,96 \times 10^{-3}$	6.127
Picos	85,5 %	$8,52 \times 10^{-3}$	3.836
Autocorrelación	90 %	$0,57 \times 10^{-3}$	2.433
Paralela	80 %	$0,93 \times 10^{-3}$	3.438

Cuadro 5.1: Análisis comparativo de técnicas de inicialización

A la vista de los resultados de las simulaciones podemos respaldar la idoneidad de la técnica de inicialización utilizada en la técnica MV-CC presentada en la Sección 4.4. La técnica de inicialización aleatoria es una de las primeras en ser desarrolladas para el procesamiento en receptores y presenta los resultados más discretos de todos, destacando negativamente por la lenta convergencia; sin embargo nos proporciona un punto de referencia del rendimiento para técnicas más elaboradas. La técnica de picos es de fácil implementación, con un coste computacional muy bajo y proporciona buenos resultados por lo que ha sido ampliamente utilizada para sistemas SISO y ha demostrado su validez en sistemas MIMO, con una tasa de extracción y convergencia mejores que en el caso aleatorio a costa de un ligero aumento de la probabilidad de error de símbolo. La técnica de autocorrelación utilizada en el algoritmo MV-CC mejora los resultados de la técnica de picos ya que consigue una tasa de extracción ligeramente mayor, aunque las mayores ventajas son la consecución de máximos de la función de verosimilitud regularizada de mayor calidad (la tasa de error es un orden de magnitud menor que en las técnicas anteriores, lo cual es un resultado notable) y una convergencia del algoritmo en un 63 % del tiempo necesario para la técnica de picos en término medio. La variante propuesta paralela se basa en analizar si, tras la idéntica inicialización de los suavizadores, el término de correlaciones cruzadas que actúa desde el primer momento es capaz de llevar, dentro del espacio de coeficientes, cada uno de los suavizadores a una región de un máximo de calidad de la función de verosimilitud regularizada; de manera que consigue unos resultados que también mejoran los de la inicialización de pico pero sin llegar al rendimiento de la técnica de autocorrelación. Estos resultados demuestran que la técnica de autocorrelación es la más adecuada de las analizadas, resaltando especialmente en la tasa de error conseguida y la velocidad de convergencia, lo que unido a una táctica de reinicialización adecuada de los suavizadores, consistente en una comprobación periódica de la verosimilitud media de los símbolos estimados y una reinicialización de los suavizadores en el caso que dicha verosimilitud esté por debajo de un umbral prefijado, puede conseguir una extracción cercana al 100 % de los casos en un tiempo moderado.

Una de las consideraciones importantes en el diseño del algoritmo es la determinación, o al menos la estimación dentro de un rango aproximado, de los parámetros del mismo. En particular, el umbral  $\beta$  a partir del cual se considera que 2 secuencias de símbolos de salida están correlacionadas y las constantes de normalización  $\gamma$  y  $\rho$  de los términos de verosimilitud y coste respectivamente, tal como se detalla en la Sección 4.3. Estos parámetros de la técnica determinan de modo crítico el rendimiento de la misma, pudiendo obtener desde un buen rendimiento hasta la inoperancia total según sus valores, por lo que llevamos a cabo los análisis correspondientes.

El umbral  $\beta$  determina el nivel a partir del cual se considera que las secuencias de salida de cada uno de los suavizadores están correlacionadas o no, por lo que el rendimiento de la técnica se verá afectado en gran medida según su valor. A priori, podemos esperar que para valores medios y altos del umbral  $\beta$ , las secuencias de símbolos tengan que estar muy correlacionadas entre sí para que entre en funcionamiento el término de correlaciones cruzadas, dejando poco margen a coincidencias aleatorias entre las mismas que provoquen dicha activación. Según el mismo argumento, valores bajos del umbral  $\beta$  activan rápidamente el término de correlaciones cruzadas, en algunos casos incluso no existiendo una correlación debida a la extracción del mismo flujo de datos sino a coincidencias aleatorias. Mostramos en la Figura 5.2 la probabilidad de superación del umbral  $\beta$  para 2 secuencias independientes de 100.000 símbolos cada una, para distintos valores de  $\beta$  y distintas longitudes del desfase temporal máximo  $\delta_{MAX}$  considerado para las correlaciones.

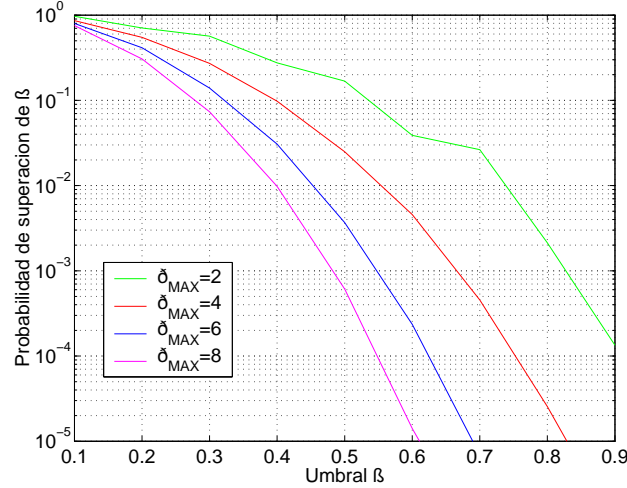


Figura 5.2: Probabilidad de superación de  $\beta$

Teniendo en cuenta que el desfase temporal máximo  $\delta_{MAX}$  es una función de la longitud de los suavizadores y la memoria del canal  $P$ , las curvas utilizadas habitualmente son las correspondientes a  $\delta_{MAX} = 6$  y  $\delta_{MAX} = 8$ . Consideramos, de forma arbitraria, una probabilidad de superación del umbral  $\beta$  de  $10^{-4}$  o menor, lo que nos lleva directamente a considerar valores de  $\beta$  en torno a 0,6. De esta manera, buscamos minimizar la probabilidad de que el término de correlaciones cruzadas se active y modifique los coeficientes de los suavizadores de manera aleatoria en lugar de cuando le corresponde debido a la extracción simultánea del mismo flujo de datos, lo que podría llevar a la expulsión de un suavizador de la región de atracción de un máximo de la función (4.10) de manera injustificada con la consiguiente degradación del rendimiento del sistema.

Las constantes de normalización  $\gamma$  y  $\rho$  de los términos de verosimilitud y coste respectivamente marcan el peso de cada uno de estos términos según la función de verosimilitud regularizada (4.10). Desde un punto de vista global, la estrategia de búsqueda definida en la Sección 4.5, el umbral  $\beta$  y las constantes  $\gamma$  y  $\rho$  determinan el comportamiento de la técnica MV-CC, por lo que mostramos en el Cuadro 5.2 un resumen del mismo según estos parámetros y la región donde se encuentre el suavizador (región buena si el suavizador es el único o el de mayor verosimilitud dentro de la misma o región mala si es el suavizador con menor verosimilitud dentro de la misma).

<b>UMBRAL <math>\beta</math> ALTO</b>	
<b>Término CC alto</b>	
<i>Región buena</i>	El suavizador se adapta según MV y no se produce expulsión aleatoria de la región debido al alto umbral $\beta$ .
<i>Región mala</i>	El suavizador es expulsado fuertemente de la región, debido al alto factor CC, al detectarse una alta correlación.
<b>Término CC bajo</b>	
<i>Región buena</i>	El suavizador se adapta según MV y no se produce expulsión aleatoria de la región debido al alto umbral $\beta$ .
<i>Región mala</i>	El suavizador es débilmente expulsado de la región, debido al bajo factor CC, al detectarse una alta correlación.
<b>UMBRAL <math>\beta</math> BAJO</b>	
<b>Término CC alto</b>	
<i>Región buena</i>	El suavizador se adapta según MV y puede darse una fuerte expulsión aleatoria de la región debido al bajo umbral $\beta$ .
<i>Región mala</i>	El suavizador es expulsado fuertemente de la región, debido al alto factor CC, al detectarse una baja correlación.
<b>Término CC bajo</b>	
<i>Región buena</i>	El suavizador se adapta según MV y puede darse una débil expulsión aleatoria de la región debido al bajo umbral $\beta$ .
<i>Región mala</i>	El suavizador es débilmente expulsado de la región, debido al bajo factor CC. al detectarse una baja correlación.

Cuadro 5.2: Comportamiento de la técnica MV-CC

A la vista del comportamiento global de la técnica MV-CC especificado en el Cuadro 5.2 podemos confirmar la idoneidad de un umbral  $\beta$  alto, así como un fuerte término CC (constante  $\rho$ ) como la combinación más eficaz y fiable. Optamos por un término de verosimilitud (constante  $\gamma$ ) relativamente bajo para conseguir una mejor adaptación al máximo correspondiente (evitando oscilaciones respecto al mismo) a costa de un ligero empeoramiento de la velocidad de convergencia. Siguiendo este criterio, optamos por unas constantes de normalización  $\gamma = 0,01$  y  $\rho = 1$ .

A continuación realizamos las simulaciones encaminadas a demostrar la validez y ventajas aportadas por el método modificado de búsqueda propuesto en la Sección 4.5, que actualiza cada suavizador según el término de verosimilitud o de coste en función del valor de verosimilitud alcanzado por el mismo en la secuencia de salida de símbolos estimados. Mostramos en el Cuadro 5.3 los resultados de la simulación llevada a cabo sobre los mismos 10 canales MIMO  $2 \times 3$  utilizados a lo largo de esta sección junto con las mismas tramas de símbolos para todos ellos. La modificación propuesta pretende mejorar el rendimiento evitando la expulsión de un suavizador que se encuentre en un máximo de la función (4.10) debido al término de correlaciones cruzadas de otro suavizador que entre dentro de la misma región y produzca una secuencia de símbolos altamente correlacionada con la primera, por lo que, para cada uno de los canales, hemos inicializado uno de los suavizadores directamente en un máximo de la función de verosimilitud y coste (previamente calculado) mientras que el segundo suavizador ha sido inicializado en las inmediaciones del mismo de manera aleatoria, de manera que nos aproximemos lo más posible a la situación descrita en la Figura 4.6(a) en la configuración inicial.

Técnica	Extracción	Tasa de error	Convergencia
Original	62,5 %	$1,01 \times 10^{-3}$	1.800
Propuesta	90,5 %	$0,71 \times 10^{-3}$	1.492

Cuadro 5.3: Análisis comparativo de técnicas de búsqueda

El parámetro más importante simulado en el Cuadro 5.3 es la tasa de extracción de flujos de datos para cada una de las técnicas de búsqueda, ya que proporciona una idea del funcionamiento de la misma. Podemos comprobar que la tasa de extracción es claramente superior para la modificación propuesta en el escenario analizado, mientras que el resto de parámetros simulados se mantienen en unos valores similares. En el caso de la tasa de extracción, es necesario tener en cuenta que, al haber sido inicializado el segundo suavizador de manera aleatoria en el entorno del primero, existe la posibilidad de que éste se haya situado fuera de la región de atracción del máximo analizado, ya que no conocemos a priori sus dimensiones. La inicialización aleatoria puede realizarse controlando la varianza de la misma (respecto al módulo de los coeficientes del suavizador), siendo la localización del segundo suavizador más cercana al máximo cuanto menor sea la varianza, lo que nos aseguraría estar en la región de atracción pero demasiado cerca del máximo (lo cual podría ser una situación no realista), por lo que hemos optado por una inicialización de varianza mayor. Teniendo en cuenta este comportamiento, podemos considerar que el resultado obtenido para la tasa de extracción de la técnica original es optimista, por lo que todavía sería mayor el beneficio del uso de la algoritmo propuesto.

Tal como señalamos en la Sección 3.2, la longitud de los suavizadores  $M(2L + 1)$  es uno de los parámetros de diseño del receptor MIMO con mayor influencia. Un suavizador de longitud excesivamente alta llevará a cabo su cometido correctamente, ya que procesa los símbolos necesarios para la estimación del símbolo actual, a costa de una carga computacional muy alta. Un suavizador de longitud excesivamente corta libera al receptor de la alta carga computacional, al coste inasumible de no llevar a cabo correctamente la estimación del símbolo actual. Detallamos que la longitud de cada uno de los suavizadores debe ser tal que se procesen al menos los  $P - 1$  símbolos anteriores y posteriores al actual. Mostramos en la Figura 5.3 las simulaciones realizadas para un sistema MIMO  $2 \times 3$  con una memoria  $P = 3$  y distintas longitudes de los suavizadores. La configuración del receptor y los símbolos transmitidos son los mismos en cada caso para aislar el efecto del tamaño de los suavizadores.

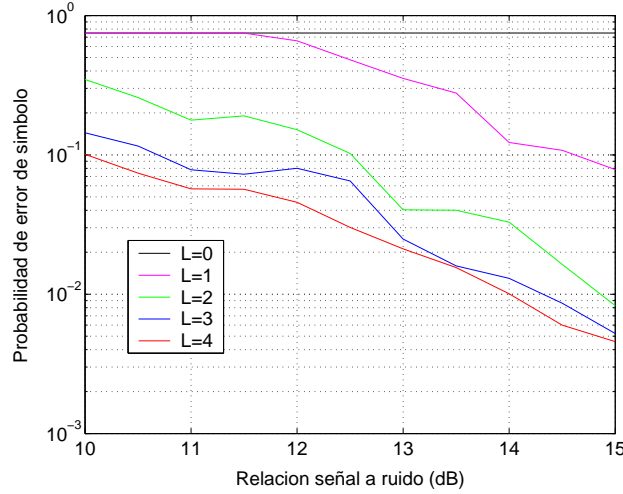


Figura 5.3: Probabilidad de error de símbolo de la técnica MV-CC según la longitud de los suavizadores

Podemos observar cómo el comportamiento comienza a acercarse al óptimo para  $L = 2$ , que es el valor correspondiente a la longitud del canal simulado. Valores menores de  $L$  no son capaces de compensar adecuadamente el canal, mientras que valores mayores de  $L$  no aportan una ventaja sustancial a costa de una complejidad mayor. La mejora observada para valores de  $L$  superiores al marcado por la longitud del canal discreto equivalente parece ser debida al procesamiento de un mayor número de símbolos, lo que podría ser aportar información adicional sobre el comportamiento del canal de comunicaciones subyacente; sin embargo, este análisis está fuera del ámbito de este proyecto. Por lo tanto, a falta de una estimación exacta de la longitud del canal equivalente, es recomendable una estimación por exceso de la longitud de los suavizadores para un correcto funcionamiento.



Analizamos ahora el valor  $\delta_{MAX}$ , que representa el desplazamiento temporal máximo considerado para las correlaciones del término de coste de (4.10). Al igual que otros parámetros del receptor, la determinación de  $\delta_{MAX}$  afecta al rendimiento. Por una parte, un valor excesivamente alto impone una carga computacional extra sin ninguna ventaja asociada. Por otra parte, un valor excesivamente bajo puede deteriorar el rendimiento de forma crítica al no ser el receptor capaz de detectar la extracción simultánea de un mismo flujo de datos.

El parámetro  $\delta_{MAX}$  debe ser determinado teniendo en cuenta el máximo desplazamiento temporal que puede aparecer entre 2 flujos de datos. Dicho desplazamiento temporal aparece como consecuencia de la respuesta impulsional conjunta (convolución) correspondiente a distintos flujos de la respuesta del canal de comunicaciones y el suavizador correspondiente. Debemos entonces determinar el desfase temporal máximo y mínimo que puede ser experimentado por un flujo de datos, ya que la diferencia entre ellos será el valor adecuado para  $\delta_{MAX}$ .

Teniendo en cuenta los símbolos sobre los que actúa un suavizador (3.4), puede apreciarse que la respuesta del suavizador sobre cada una de las  $M$  secuencias de símbolos de llegada afecta como mucho a  $L$  símbolos anteriores o posteriores, siendo la respuesta impulsional no causal, de longitud  $(2L + 1)$  y centrada en el origen. Por otra parte, la respuesta del canal para cada flujo de datos es causal y de longitud  $P$ . Por lo tanto, la respuesta impulsional conjunta para el flujo  $i$ -ésimo  $h_i[n]$  desde la fuente de datos hasta el destino correspondiente es

$$h_i[n] = \sum_{j=1}^M \sum_{m=-\infty}^{\infty} w_{ji}[m] h_{ji}[m - n], \quad (5.1)$$

donde  $w_{ji}[n]$  es un vector formado por un subconjunto de coeficientes del suavizador  $i$ -ésimo, en particular, aquellos coeficientes correspondientes a la antena  $j$ -ésima del receptor MIMO. De esta manera, obtenemos las  $N$  respuestas conjuntas del canal más el suavizador para cada flujo de datos.

La respuesta impulsional conjunta  $h_i[n]$  para el flujo de datos puede mostrar componentes no nulas para valores  $n \in [-L, L + P - 1]$ . Por lo tanto, el valor correspondiente al desplazamiento temporal máximo considerado para las correlaciones es la diferencia entre estos valores límites, ya que se corresponde con la situación en la que un flujo de datos sufre un desplazamiento temporal de  $-L$  símbolos y el mismo flujo de datos detectado por otro suavizador sufre un desplazamiento temporal de  $L + P - 1$  símbolos. Por lo tanto,  $\delta_{MAX} = 2L + P - 1$ .



Otro de los aspectos importantes del algoritmo MV-CC que debe ser considerado es la complejidad del mismo, entendida como la cantidad de recursos necesarios para su ejecución, ya sea en cantidad de memoria utilizada o en cantidad de tiempo necesario para la ejecución (siendo éste último el parámetro en el que centraremos el análisis). Tal como señalamos en la Sección 4.3, una parte importante de la carga computacional del algoritmo MV-CC viene determinada por el cálculo en cada una de las iteraciones de las correlaciones cruzadas entre los flujos de datos extraídos. Teniendo en cuenta que el término de coste no contribuye directamente a la adaptación de los suavizadores (tarea realizada por el término de verosimilitud) es interesante conseguir una eficiencia mayor manteniendo la capacidad de penalizar la extracción simultánea del mismo flujo de datos reduciendo simultáneamente las operaciones realizadas.

La reducción de la carga computacional del algoritmo la llevamos a cabo parametrizando el cálculo de las correlaciones cruzadas de (4.10) para que se lleve a cabo cada  $P_{CC}$  símbolos en lugar de cada símbolo. Este procedimiento propuesto asume que la adaptación por verosimilitud normalizada es lo suficientemente lenta para permitir este espaciado temporal y que la adaptación de los suavizadores interferentes en un área de atracción ya ocupada no sea demasiado buena.

Mostramos en la Figura 5.4 las simulaciones de la tasa de error de símbolo llevadas a cabo para un sistema MIMO  $2 \times 3$  y memoria  $P = 2$  según la relación señal a ruido para diferentes valores de  $P_{CC}$ . La inicialización de los 2 suavizadores es idéntica, así como los símbolos transmitidos en cada configuración, para identificar más fácilmente el comportamiento según  $P_{CC}$ .

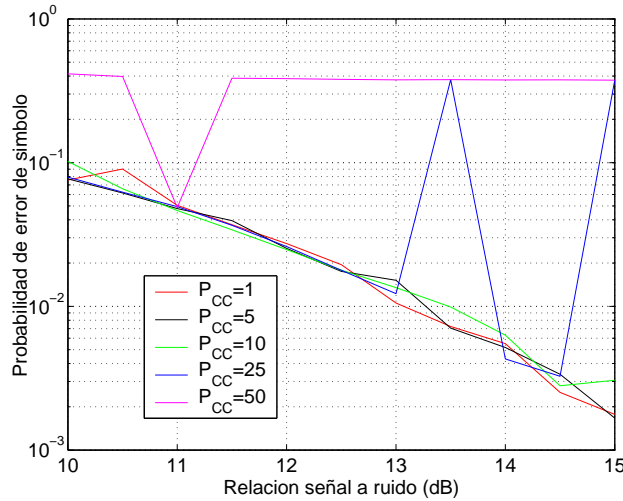


Figura 5.4: Probabilidad de error de símbolo de la técnica MV-CC según  $P_{CC}$

Mostramos igualmente en el Cuadro 5.4 el tiempo neto de CPU (medido en segundos) necesario para la ejecución de las simulaciones anteriores según el valor de  $P_{CC}$ .

Factor $P_{CC}$	Tiempo CPU
$P_{CC} = 1$	6.016
$P_{CC} = 5$	2.725
$P_{CC} = 10$	2.303
$P_{CC} = 25$	2.085
$P_{CC} = 50$	1.967

Cuadro 5.4: Análisis comparativo de la complejidad de la técnica MV-CC según  $P_{CC}$

El objetivo es conseguir un algoritmo eficaz, en términos de detección y tasa de error, al menor coste computacional posible. Podemos observar que valores de  $P_{CC} \leq 10$  presentan un comportamiento óptimo, desde el punto de vista de probabilidad de error de símbolo, como el obtenido para la configuración original  $P_{CC} = 1$ . Por encima de estos valores podemos apreciar cómo aparecen fallos generalizados de detección, para todo el rango de relación señal a ruido, por la incapacidad de separar correctamente los suavizadores dentro del espacio de coeficientes cuando se ha detectado extracción del mismo flujo de datos. Así mismo, la carga computacional se reduce de manera acusada para  $P_{CC} = 5$ , siendo las disminuciones más moderadas para valores de  $P_{CC}$  superiores lo que nos lleva a estimar, de manera aproximada, que el término de coste en la configuración original supone en torno al 70 % de la carga computacional total. Por lo tanto, optamos por la configuración  $P_{CC} = 5$ , que nos proporciona una eficacia como la del algoritmo original (con un margen amplio frente a posibles errores) y una reducción de la carga computacional por encima del 50 % respecto al algoritmo original.

Podemos señalar que existe una relación entre los valores de  $P_{CC}$  válidos para el algoritmo y las constantes de normalización de los términos de verosimilitud ( $\gamma$ ) y coste ( $\rho$ ) de (4.10), ya que cada una de estas constantes determina el avance de un suavizador dentro del espacio de coeficientes por lo que, de forma cualitativa, cuanto mayor sea la relación entre ellos ( $\rho/\gamma$ ) mayor puede ser el valor válido de  $P_{CC}$  debido a que son necesarios más iteraciones de la adaptación por verosimilitud para revertir la adaptación debida al término de coste de las correlaciones cruzadas. Así mismo, señalamos también que sería posible implementar una solución adaptativa relativamente sencilla de  $P_{CC}$ , que fijara su valor en tiempo real en función de la verosimilitud acumulada de cada uno de los flujos de datos extraídos para optimizar el uso de los recursos del receptor.

Por último, mostramos en la Figura 5.5 la superficie de verosimilitud de los suavizadores para un sistema MIMO  $2 \times 2$  sin memoria ( $P = 1$ ) y constelación BPSK (*Binary Phase Shift Keying*), siendo estos parámetros necesarios para poder realizar una representación gráfica. Podemos observar el carácter multimodal de la misma (2 máximos por cada uno de los suavizadores, el que detecta la secuencia original correspondiente y el que detecta la misma secuencia rotada  $180^\circ$ ), tal como comentamos en la Sección 4.6.

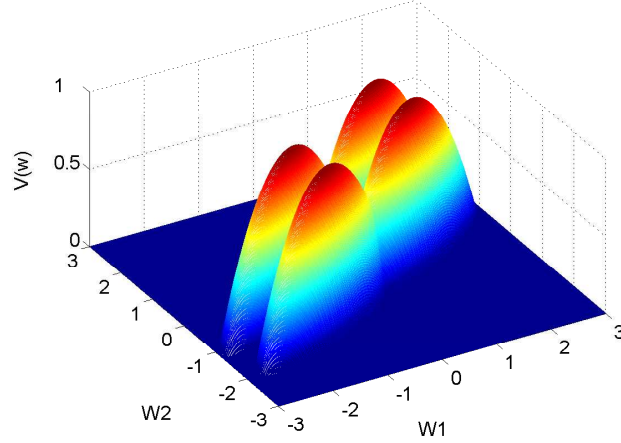


Figura 5.5: Superficie de verosimilitud

Mostramos en la Figura 5.6 la superficie de verosimilitud anterior complementada con el término de coste para un suavizador (considerando que el otro ya ha alcanzado su máximo), comprobando cómo los máximos de verosimilitud correspondientes a la otra rama del receptor se ven penalizados y no constituyen un máximo para la adaptación del suavizador restante.

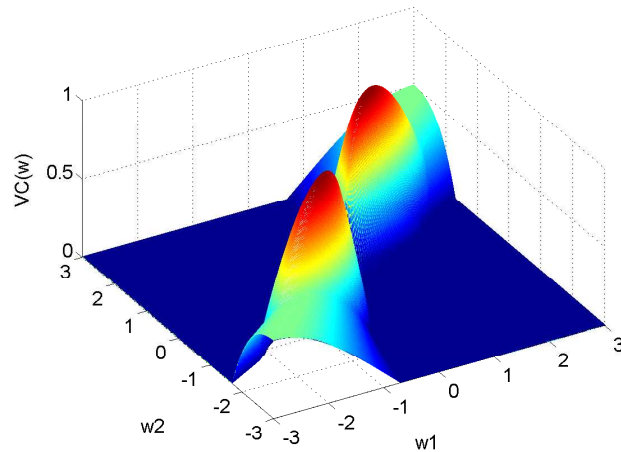


Figura 5.6: Superficie de verosimilitud regularizada

### 5.3. Simulaciones y análisis de la técnica de ordenación y sincronización

La técnica de ordenación y sincronización de los flujos de datos es desarrollada en la Sección 4.7, por lo que ahora nos limitamos a presentar las simulaciones y análisis correspondientes.

Presentamos en primer lugar en la Figura 5.7 la eficiencia de la técnica, entendida como el porcentaje de datos de sincronización respecto al total de datos, definiendo distintas curvas para distintas longitudes de la secuencia de sincronización ( $L_{SINC}$ ) respecto a valores del periodo de dicha secuencia. Manteniendo el criterio de que los datos de sincronización no supongan más del 1% de datos totales se obtiene directamente al periodo mínimo de repetición, lo que nos proporciona un primer criterio para determinar dicho parámetro de la técnica.

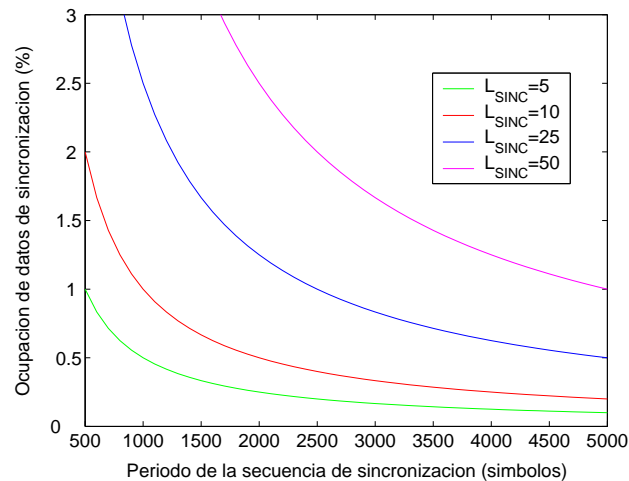


Figura 5.7: Eficiencia de la técnica de ordenación y sincronización de flujos

La longitud de las secuencias de sincronización utilizadas determina no solamente la eficiencia de la técnica, sino que marca el rendimiento alcanzable de la misma, siendo seguramente el parámetro más importante que debe ser fijado. La longitud de las secuencias de sincronización determina tanto el valor del máximo correspondiente a una identificación positiva de una secuencia dentro del flujo de datos como a la media del valor absoluto de una identificación negativa con los datos de usuario. Una manera de describir esta característica es calculando la relación entre los valores descritos anteriormente, tal como presentamos en la Figura 5.8, a la que denominamos sensibilidad de la técnica y que muestra la relación positiva prácticamente lineal que existe entre los valores, algo esperable a priori teniendo en cuenta la metodología de cálculo.

La gráfica de la sensibilidad se muestra a continuación.

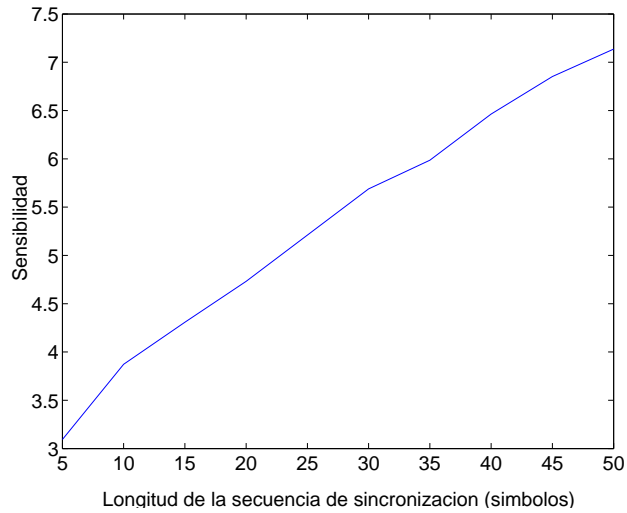


Figura 5.8: Sensibilidad según la longitud de la secuencia de sincronización

La probabilidad de un falso positivo, es decir, la probabilidad de que se produzca un positivo de identificación de una secuencia cuando realmente dicha secuencia no está presente, simulada para distintas longitudes de secuencia y distintos umbrales normalizados de decisión (respecto al máximo de un positivo auténtico) es mostrada en la Figura 5.9. El análisis muestra que para un rango medio de umbrales ( $[0,5-0,7]$ , una solución de compromiso global) solamente para longitudes de secuencia de 25 y 50 símbolos obtenemos unos valores parcialmente por debajo de  $10^{-2}$  y  $10^{-3}$  respectivamente, considerados como aceptables a priori.

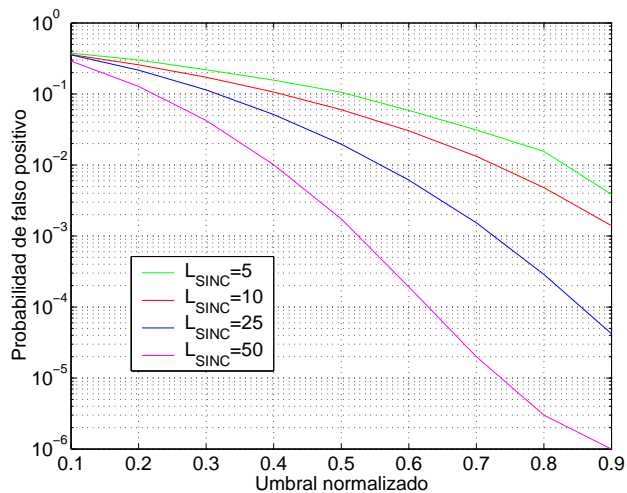


Figura 5.9: Probabilidad de un falso positivo según el umbral normalizado

La probabilidad de un falso negativo, es decir, la probabilidad de que no se genere un positivo de identificación a pesar de que la secuencia correspondiente está presente, simulada para distintas longitudes de secuencia, un rango de probabilidad de error de símbolo detectado y un umbral normalizado de 0,6 es mostrada en la Figura 5.10. Teniendo en cuenta que el sistema global de comunicaciones debiera funcionar para una SER de  $10^{-3}$  o menor, todas las longitudes de secuencia analizadas generarían una probabilidad de falso negativo en el orden o por debajo de  $10^{-3}$ . Si relajamos la SER a  $10^{-2}$  comprobamos que solamente las longitudes de 10, 25 y 50 símbolos generan una probabilidad de falso negativo por debajo de  $10^{-3}$ .

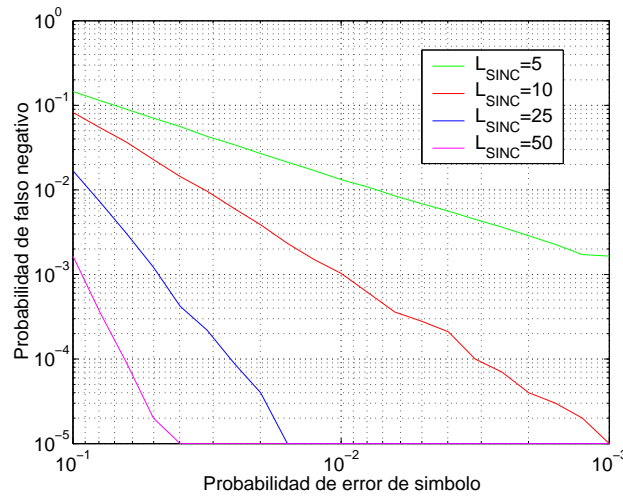


Figura 5.10: Probabilidad de un falso negativo según la probabilidad de error de símbolo

Una vez analizados los aspectos básicos de la técnica de ordenación y sincronización (eficiencia, probabilidad de falso positivo y probabilidad de falso negativo), procedemos a analizar el rendimiento global de la misma en función de dichos aspectos básicos, entendido como la probabilidad de conseguir una sincronización correcta entre los flujos de datos en función de la probabilidad de error de símbolo (que a su vez puede ser directamente relacionada con la relación señal a ruido del sistema). Considerando la sencillez teórica y práctica del principio de funcionamiento de la técnica, podemos llegar a unas expresiones matemáticas para el rendimiento de la misma, lo que nos permite especificar cuáles son los parámetros determinantes y como su variación afecta al rendimiento. Esta aproximación es interesante porque ofrece una herramienta útil para la tarea de diseño de un sistema de comunicaciones bajo estudio, a diferencia de los resultados obtenidos a través de simulaciones que pueden no ser tan reveladores en cuanto a la naturaleza del comportamiento de la técnica.

La determinación de las expresiones implica fijar claramente las condiciones de análisis. El rendimiento se va a evaluar considerando la probabilidad de conseguir la sincronización correcta de los  $N$  flujos de datos para bloques de datos recibidos de longitud  $N_{SINC}P_{SINC}$  símbolos, es decir, la longitud mínima necesaria para la identificación de la máscara  $m[n]$ . La sincronización será correcta siempre y cuando se hayan identificado correctamente cada una de las  $N$  secuencias de sincronización en los  $N$  flujos correspondientes. Considerando que la sincronización de cada flujo es independiente del resto, podemos expresar la probabilidad de sincronización global  $P_G$  en función de las  $N$  sincronizaciones individuales, denominadas  $P_U$ , de la siguiente manera.

$$P_G = [P_U]^N. \quad (5.2)$$

Por lo tanto, debemos desarrollar la expresión de  $P_U$ . La sincronización unitaria correcta está sujeta a que se cumplan 2 condiciones independientes, la primera de ellas es que se produzcan  $N_{SINC}$  positivos correspondientes a la secuencia de sincronización (implícitamente separados por el periodo correcto  $P_{SINC}$ ), mientras que la segunda condición es que no se produzcan  $N_{SINC}$  falsos positivos consecutivos con separación  $P_{SINC}$  símbolos que puedan ser interpretados como positivos correspondientes a la secuencia de sincronización. La primera de estas condiciones se producirá con una probabilidad  $P_p$  mientras que la segunda lo hará con una probabilidad  $P_n$ , por lo que podemos expresar la probabilidad de la sincronización unitaria como

$$P_U = P_p P_n. \quad (5.3)$$

Las condiciones anteriores pueden ser expresadas respectivamente en función de la probabilidad de falso negativo y la probabilidad de falso positivo, cuyos valores han sido simulados para distintas longitudes de secuencia. Teniendo en cuenta la independencia entre estos eventos, es sencillo llegar a las expresiones finales

$$P_p = (1 - P_{fn})^{N_{SINC}}, \quad (5.4)$$

$$P_n = (1 - P_{fp}^{N_{SINC}})^{P_{SINC}}, \quad (5.5)$$

siendo  $P_{fp}$  y  $P_{fn}$  las probabilidades de falso positivo y falso negativo, simuladas en las Figuras 5.9 y 5.10, respectivamente.

Por lo tanto, la probabilidad de una sincronización unitaria  $P_U$  correcta es

$$P_U = (1 - P_{fn})^{N_{SINC}} (1 - P_{fp}^{N_{SINC}})^{P_{SINC}}. \quad (5.6)$$

Teniendo en cuenta que la probabilidad de una sincronización unitaria (5.6) debe ser lo más alta posible, podemos destacar los parámetros críticos. Si consideramos una  $P_{fn}$  y  $P_{fp}$  altas del mismo orden de magnitud, el parámetro  $N_{SINC}$  aparece como determinante en el exponente de  $P_{fp}$  para contrarrestar el efecto del exponente  $P_{SINC}$ , ya que al ser éste último del orden de  $10^3$  para mantener una alta eficiencia espectral (Figura 5.7) produce un valor extremadamente bajo a menos que la base se mantenga por encima de cierto nivel (de forma aproximada con una  $P_{fp}^{N_{SINC}} < 10^{-4}$ ). Por lo tanto, son la  $P_{fp}$  junto con  $N_{SINC}$  los parámetros que deben ser analizados y seleccionados con mayor cuidado.

Mostramos a continuación en la Figura 5.11 la probabilidad de sincronización unitaria en función de la probabilidad de error de símbolo del sistema (líneas continuas) según la Ecuación (5.6) para distintos umbrales (por lo tanto para distintas  $P_{fp}$ ), una longitud de secuencia de 10 símbolos, un valor  $N_{SINC} = 2$  y  $P_{SINC} = 1000$ . Así mismo presentamos también las correspondientes simulaciones numéricas (líneas discontinuas).

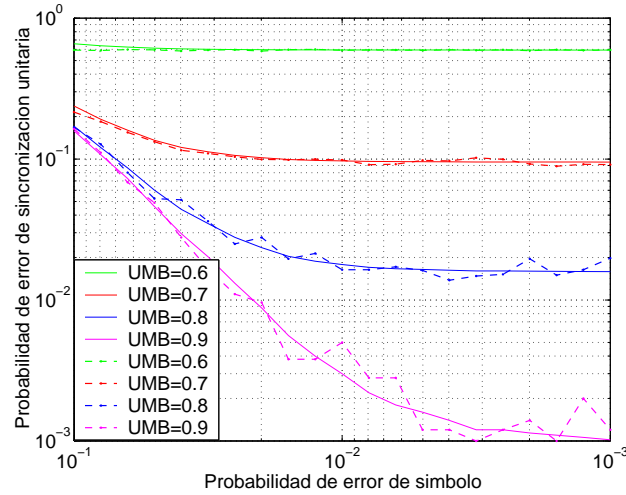


Figura 5.11: Rendimiento de la técnica según la SER y umbrales

La primera observación que podemos realizar respecto a la Figura 5.11 es la corroboración de la validez del modelo teórico desarrollado en la Ecuación (5.6) a partir de las simulaciones numéricas, destacando la utilidad de dicha expresión para determinar los parámetros importantes de la técnica.



La segunda observación importante hace referencia a la importancia del umbral (que fija una  $P_{fp}$  concreta) para un buen rendimiento. Un umbral demasiado bajo genera una tasa excesivamente alta de falsos positivos de detección de la secuencia de sincronización, independientemente de la probabilidad de error de símbolo del sistema, lo que degrada el comportamiento al producirse falsos positivos de sincronización. La longitud de la secuencia de sincronización marca cómo de sensible es el rendimiento de la técnica respecto al umbral de decisión, ya que a menor longitud menor es la sensibilidad (Figura 5.8) y más probable un falso positivo (Figura 5.9). Hemos simulado una longitud de secuencia de 10 símbolos, obteniendo unos resultados aceptables teniendo en cuenta que no es un valor alto.

Mostramos en la Figura 5.12 la probabilidad de sincronización unitaria en función de la tasa de error de símbolo del sistema (líneas continuas) según la Ecuación (5.6) para un umbral de 0.7 y distintos valores de  $N_{SINC}$ , una longitud de secuencia de 10 símbolos y  $P_{SINC} = 1000$ . Así mismo presentamos las correspondientes simulaciones numéricas (líneas discontinuas).

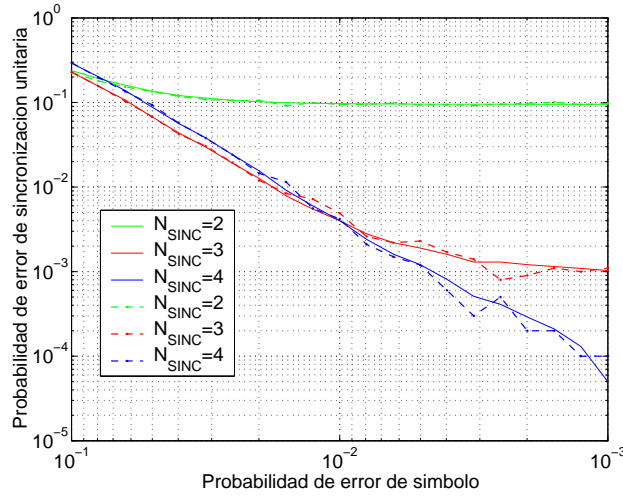


Figura 5.12: Rendimiento de la técnica según la SER, umbrales y  $N_{SINC}$

Al igual que en el caso anterior, destacamos la validez del modelo teórico según las simulaciones numéricas. Así mismo, podemos observar la importancia del valor de  $N_{SINC}$  para el rendimiento de la técnica en los casos en los que la  $P_{fp}$  es relativamente alta, según la Ecuación (5.6).

Considerando los resultados presentados a lo largo de esta sección, podemos concluir que la sincronización global a partir de un único bloque de datos se realiza con una alta probabilidad, por lo que si consideramos un mayor número de bloques podemos deducir que la probabilidad de sincronización del sistema se aproxima al 100 %.

## 5.4. Simulaciones y análisis comparativos de las técnicas de detección

Las diferentes técnicas de detección para sistemas MIMO son desarrolladas en el Capítulo 3, por lo que ahora nos limitamos a presentar las simulaciones y análisis conjuntos correspondientes.

El aspecto principal que analizamos es la tasa de error de símbolo conseguida por cada una de las técnicas estudiadas frente a la relación señal a ruido. Analizamos la tasa de error de símbolo en diferentes configuraciones (número de antenas transmisoras y número de antenas receptoras) y condiciones de propagación (canales LOS y NLOS, así como memoria del canal) de forma que podamos hacer una valoración global de su rendimiento en condiciones lo más próximas a la realidad. La modulación utilizada es QPSK en todos los casos y un esquema de codificación diferencial de la fase. La relación señal a ruido se define como  $\text{SNR} = 10 \log \frac{\sigma_s^2 \text{Traza}(\mathbf{H}\mathbf{H}^H)}{M\sigma_g^2}$  de forma que normalice el resultado según las características del canal y las comparaciones sean coherentes. Analizamos el rango de relación señal a ruido  $[0 - 20]\text{dB}$ , simulándose para cada valor un total de 100.000 símbolos. El parámetro que marca la longitud de los suavizadores se fija en  $L = P$  para las técnicas semiciegas (tal como se fija en los artículos correspondientes) y  $L = 3$  para las técnicas ciegas.

Mostramos en las Figuras 5.13, 5.14 y 5.15 la tasa de error de símbolo para un sistema MIMO  $2 \times 3$  de visión no directa con una longitud de canal equivalente de  $P = 1$ ,  $P = 2$  y  $P = 3$  símbolos respectivamente.

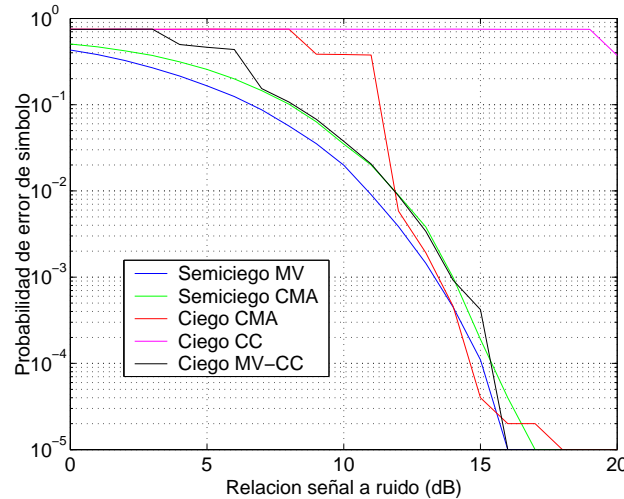


Figura 5.13: Tasa de error de símbolo MIMO  $2 \times 3$  y  $P = 1$

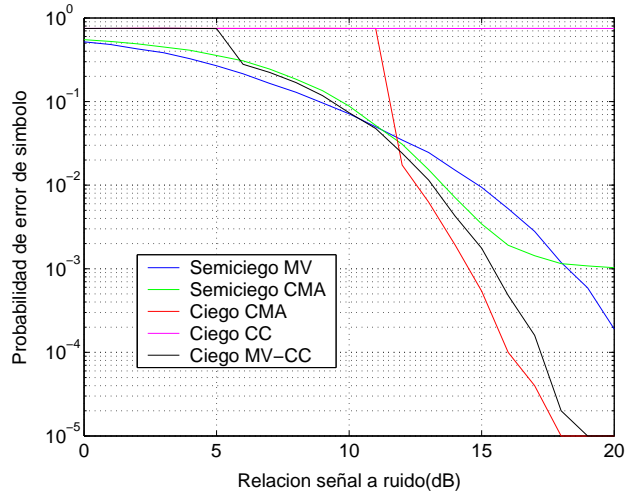


Figura 5.14: Tasa de error de símbolo MIMO NLOS  $2 \times 3$  y  $P = 2$

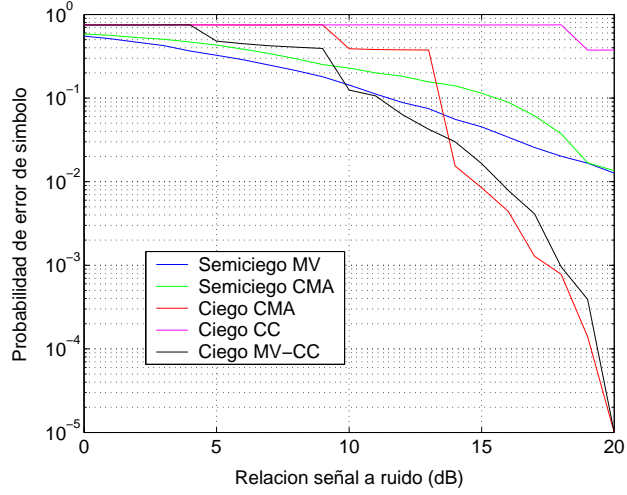


Figura 5.15: Tasa de error de símbolo MIMO NLOS  $2 \times 3$  y  $P = 3$

Podemos apreciar en primer lugar el efecto de la longitud equivalente  $P$  del canal de comunicaciones sobre el rendimiento. Según la longitud del canal MIMO va aumentando el rendimiento alcanzable va disminuyendo, de forma que las curvas se desplazan paulatinamente hacia la parte superior derecha de la gráfica. Este comportamiento es esperable, ya que una mayor longitud  $P$  es equivalente a un número mayor de componentes de multitrayecto, lo que complica la detección de cada flujo de datos. Recordamos que la longitud de los suavizadores ha sido fijada según lo establecido en los artículos de referencia o según un valor suficiente para todas las longitudes de canal analizadas. Podemos observar cómo el deterioro del rendimiento es más acentuado en el caso de las técnicas semiciegas que en el caso de las técnicas

ciegas para relaciones de señal a ruido superiores a 10dB según aumenta el multitrayecto. Respecto al comportamiento, las técnicas semiciegas son más progresivas, en el sentido de que la probabilidad de error de símbolo disminuye gradualmente según aumenta la relación señal a ruido, lo que atribuimos al hecho de disponer de los datos conocidos de entrenamiento en condiciones de mucho ruido. La técnica ciega MV-CC presenta un pequeño escalón en torno a 5dB a partir del cual presenta un comportamiento progresivo, aunque este cambio no es muy significativo. La técnica ciega CMA sí que presenta un cambio muy abrupto en torno a los 10dB, punto a partir del cual comienza a funcionar correctamente, lo que creemos que puede ser debido a una incorrecta estimación de los subcanales de la matriz MIMO debido al efecto del ruido (3.56), que provoca fallos de detección generalizados debido a la naturaleza iterativa de la técnica; este efecto podría ser compensado de manera relativamente sencilla pero se trata de un objetivo fuera del ámbito de este proyecto. La técnica ciega CC presenta fallos generalizados para todo el rango de relación señal a ruido y diferentes longitudes de canal, lo cual era esperable teniendo en cuenta la definición del término de correlaciones cruzadas utilizado (3.59), que tiene en cuenta todos los valores de la función de correlación cruzada entre los flujos sin tener en consideración si dicha correlación es aleatoria o debida a la extracción del mismo flujo de datos; este comportamiento es corregido y mejorado por la definición del término de coste de la técnica MV-CC (4.8), tal como puede apreciarse en las curvas correspondientes.

Mostramos en las Figuras 5.16, 5.17 y 5.18 la tasa de error de símbolo para un sistema MIMO  $2 \times 4$  de visión no directa con una longitud de canal equivalente de  $P = 1$ ,  $P = 2$  y  $P = 3$  símbolos respectivamente.

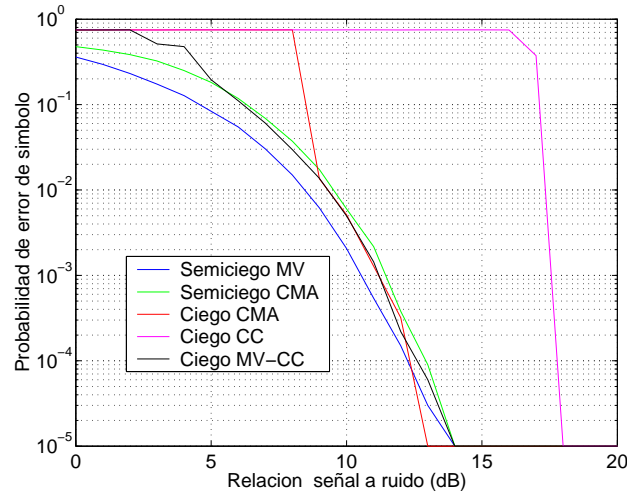


Figura 5.16: Tasa de error de símbolo MIMO NLOS  $2 \times 4$  y  $P = 1$

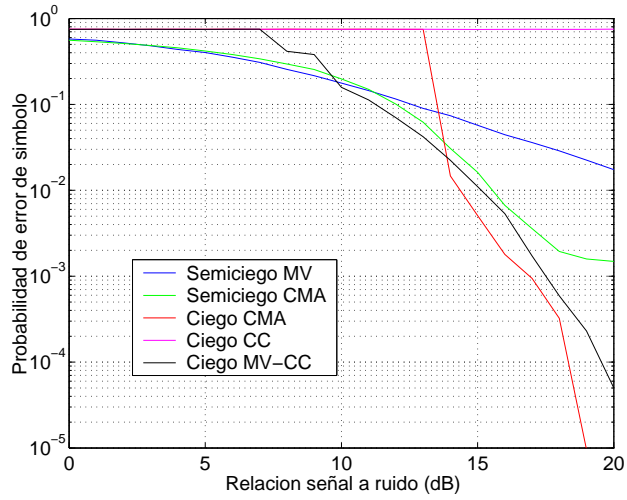


Figura 5.17: Tasa de error de símbolo MIMO NLOS  $2 \times 4$  y  $P = 2$

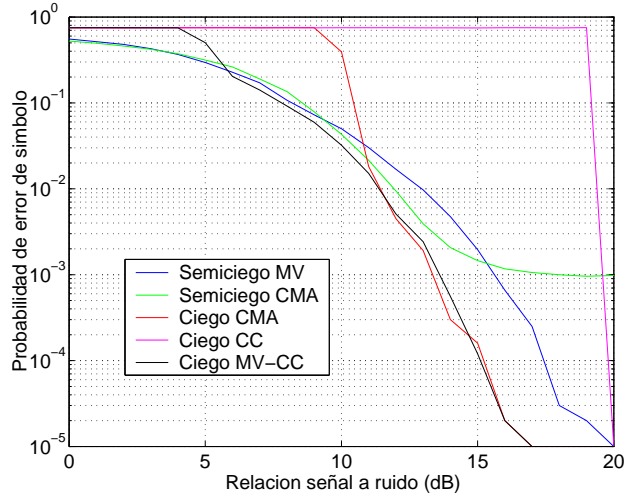


Figura 5.18: Tasa de error de símbolo MIMO NLOS  $2 \times 4$  y  $P = 3$

Podemos observar cómo, en términos generales, el rendimiento del sistema aumenta, siendo un resultado esperable ya que el receptor dispone de un mayor número de cadenas de recepción (mayor diversidad al disponer de un mayor número de observaciones independientes de los mismos símbolos transmitidos) para la detección del mismo número de flujos de datos que en el caso anterior. El caso  $P = 1$  muestra claramente una mejora entre 2dB y 3dB del rendimiento de las técnicas respecto al caso anterior, incluso el funcionamiento de la técnica ciega CC para relaciones de señal a ruido altas, lo que podría ser debido a las condiciones particulares del canal analizado con poco ruido junto con una inicialización adecuada. El caso  $P = 2$  obtiene peores resultados de los previstos, lo que podría ser explicado por el canal

simulado ya que todas las técnicas obtienen un resultado peor de lo esperado. El caso  $P = 3$  mantiene la mejora de entre 2db y 3dB respecto a la primera configuración. Por otra parte, podemos destacar tanto el salto abrupto de rendimiento de la técnica ciega CMA que se mantiene (lo que es esperable teniendo en cuenta sus causas, que no dependen de la configuración de antenas del sistema), como la aparición en varios casos de una asíntota del rendimiento de la técnica semiciega CMA.

Mostramos en las Figuras 5.19, 5.20 y 5.21 la tasa de error de símbolo para un sistema MIMO  $3 \times 4$  de visión no directa con una longitud de canal equivalente de  $P = 1$ ,  $P = 2$  y  $P = 3$  símbolos respectivamente.

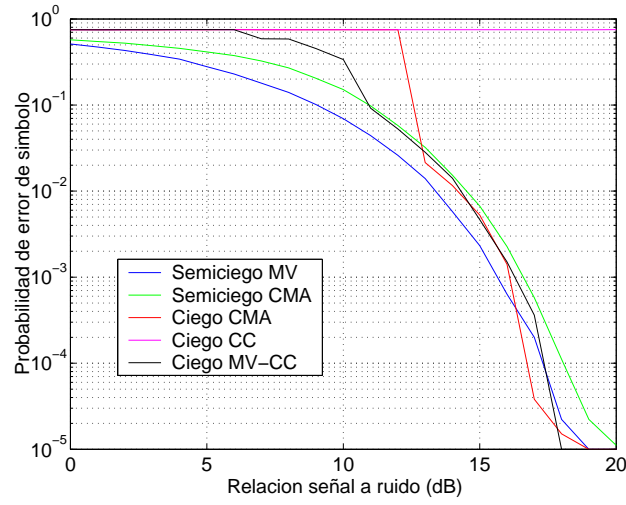


Figura 5.19: Tasa de error de símbolo MIMO NLOS  $3 \times 4$  y  $P = 1$

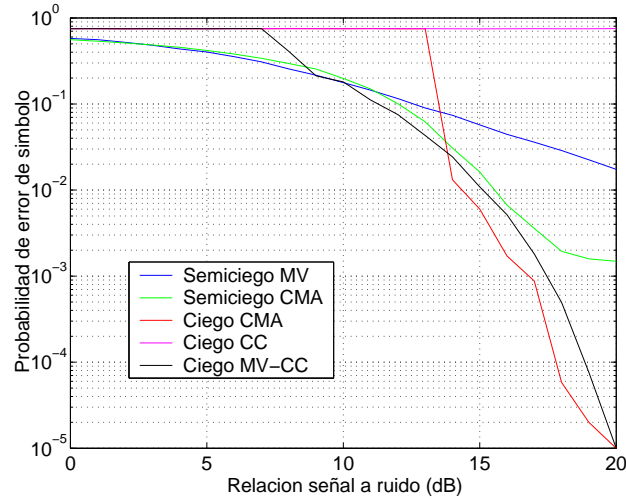


Figura 5.20: Tasa de error de símbolo MIMO NLOS  $3 \times 4$  y  $P = 2$

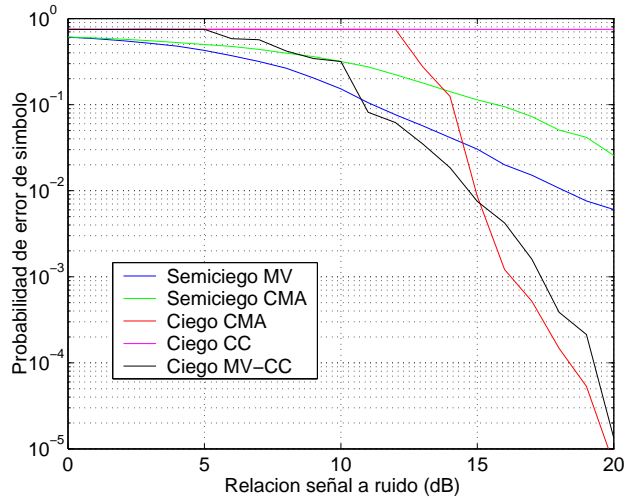


Figura 5.21: Tasa de error de símbolo MIMO NLOS  $3 \times 4$  y  $P = 3$

Comprobamos que el rendimiento no mejora por el incremento de las antenas transmisoras, tal como se esperaba. Por otra parte, el comportamiento puede ser descrito según los comentarios anteriores.

Mostramos en las Figuras 5.22, 5.23 y 5.24 la tasa de error de símbolo para un sistema MIMO  $2 \times 3$  de visión directa con una longitud de canal equivalente de  $P = 2$  símbolos y factor  $K = 10$ ,  $K = 30$  y  $K = 50$  respectivamente. Modelamos la primera submatriz  $\mathbf{H}[0]$  (la línea de visión directa) según (2.4) con el factor  $K$  correspondiente, mientras que la segunda submatriz  $\mathbf{H}[1]$  (el multitrayecto) es modelada según  $\mathbf{H}_{NLOS}$  como distribución Rayleigh.

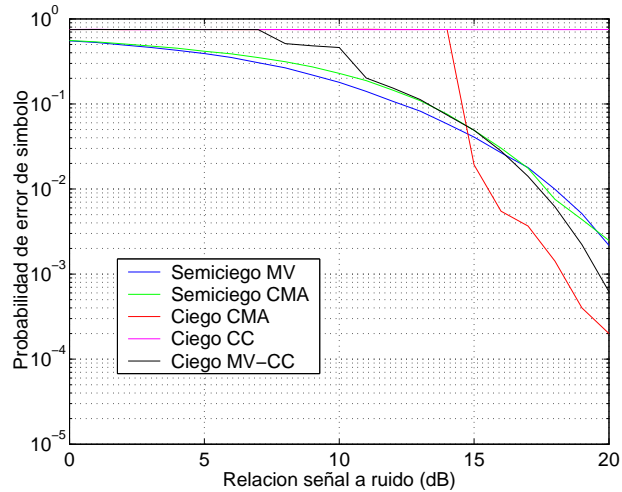


Figura 5.22: Tasa de error de símbolo MIMO LOS  $2 \times 3$ ,  $P = 2$  y  $K = 10$

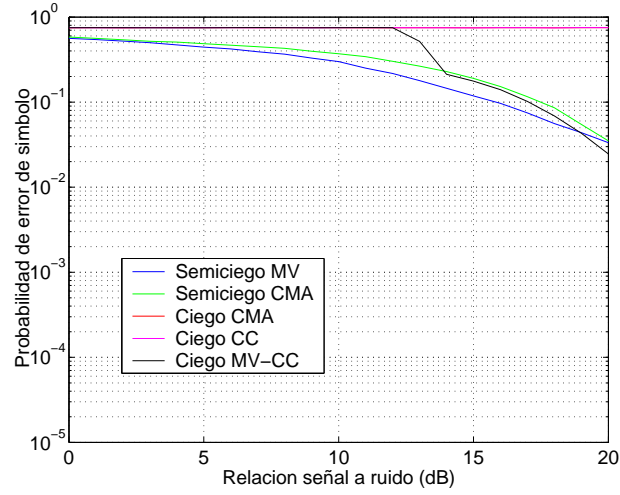


Figura 5.23: Tasa de error de símbolo MIMO LOS  $2 \times 3$ ,  $P = 2$  y  $K = 30$

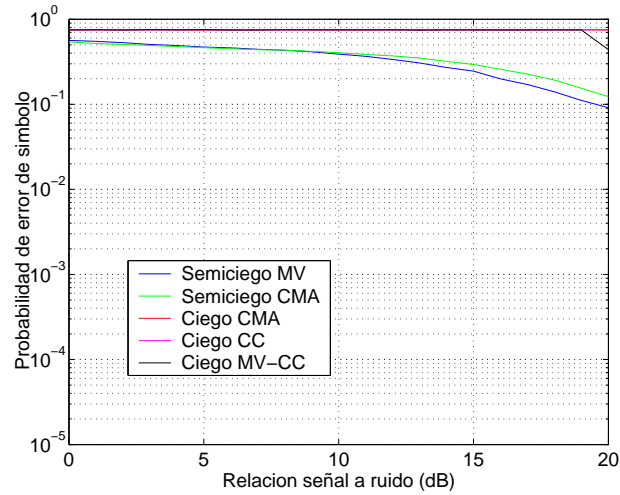


Figura 5.24: Tasa de error de símbolo MIMO LOS  $2 \times 3$ ,  $P = 2$  y  $K = 50$

Las simulaciones anteriores muestran cómo el rendimiento de todas las técnicas de detección empeora según aumenta el grado de visión directa entre el transmisor y el receptor (factor  $K$ ), de forma que se reduce progresivamente el rango de la matriz de canal  $\mathbf{H}$  y, por lo tanto, la capacidad alcanzable por el sistema. Observamos el deterioro más progresivo y lento de las técnicas semiciegas en comparación a las técnicas ciegas, ya que incluso en condiciones de un factor  $K$  muy alto son capaces de conseguir un rendimiento en torno a  $10^{-1}$  para condiciones de poco ruido mientras que las técnicas ciegas presentan fallos generalizados de detección. Destacamos la relativa robustez de la técnica propuesta MV-CC en estas condiciones adversas.



El segundo aspecto que analizamos de forma conjunta es la complejidad de cada una de las técnicas de detección analizadas, entendida como la cantidad de recursos necesarios para su ejecución, ya sea en cantidad de memoria utilizada o en cantidad de tiempo necesario para la ejecución (siendo éste último el parámetro en el que centraremos el análisis). La complejidad temporal proporciona una estimación de la carga computacional de cada algoritmo, por lo que se trata de un dato útil en la etapa de diseño del sistema de comunicaciones. Pretendemos evaluar comparativamente el coste de ejecución de las técnicas de detección según diversos parámetros (configuración de antenas, longitud del canal equivalente y relación señal a ruido) para lo cual las condiciones de simulación deben ser lo más parejas posibles. Debemos resaltar que en el análisis de la complejidad temporal de las técnicas de detección no se ha tenido en cuenta el algoritmo de sincronización temporal y ordenación de flujos propuesto. Hemos optado por no tener en cuenta este algoritmo para las técnicas ciegas de detección, de manera que evaluemos su complejidad intrínseca

Mostramos en la Figura 5.25 las simulaciones correspondientes al tiempo de ejecución de cada una de las técnicas de detección analizadas para diferentes configuraciones de antenas de transmisión y recepción, canales con una longitud equivalente  $P = 1$ , una relación señal a ruido de 10dB y 50.000 símbolos transmitidos por cada antena.

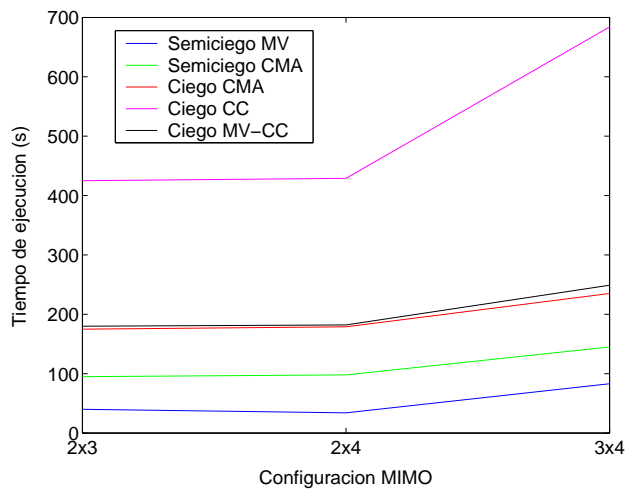


Figura 5.25: Complejidad temporal de las técnicas de detección según la configuración de antenas

Podemos observar primeramente que la complejidad temporal de las técnicas ciegas es mayor que la de las técnicas semiciegas para todas las configuraciones, destacando negativamente la técnica ciega CC debido al cálculo símbolo a símbolo de las correlaciones cruzadas entre los flujos de

datos detectados. Así mismo, apreciamos cómo el aumento del número de antenas de recepción (desde una configuración  $2 \times 3$  a una configuración  $2 \times 4$ ) aumenta la complejidad temporal de forma no significativa en todas las técnicas. Sin embargo, el aumento del número de antenas de transmisión (desde una configuración  $2 \times 4$  a una configuración  $3 \times 4$ ) puede tener un efecto muy acusado causado por el aumento correspondiente del número de flujos de datos que deben ser detectados y debe ser tenido en cuenta. Este efecto es especialmente acusado en el caso de la técnica ciega CC debido al aumento no lineal del número de correlaciones cruzadas que deben ser calculadas (lo que sucede igualmente en la técnica ciega MV-CC sin ser tan crítico debido a la parametrización según  $P_{CC}$ )

Mostramos en la Figura 5.26 las simulaciones correspondientes al tiempo de ejecución de cada una de las técnicas de detección analizadas para diferentes valores de la relación señal a ruido, un canal MIMO  $2 \times 3$  con una longitud equivalente  $P = 1$  y 50.000 símbolos transmitidos por cada una de las antenas transmisoras.

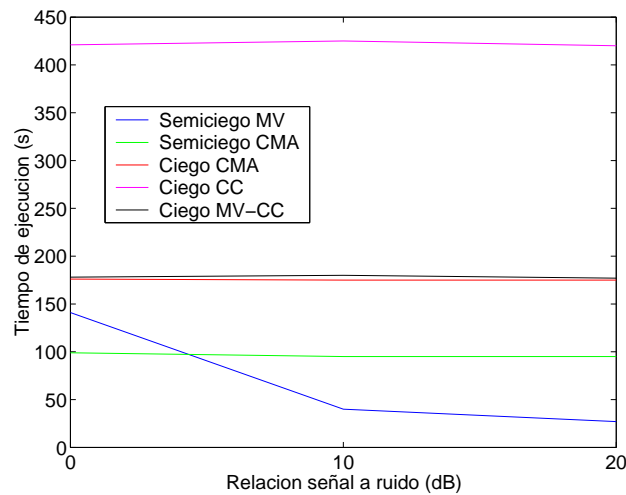


Figura 5.26: Complejidad temporal de las técnicas de detección según la relación señal a ruido

Comprobamos que todas las técnicas de detección analizadas presentan la misma complejidad temporal según el valor de la relación señal a ruido con la excepción de la técnica semiciega MV, la cual muestra una disminución acusada de la complejidad según aumenta la relación señal a ruido. Creemos que este comportamiento es debido a la utilización del algoritmo EM como medio de optimización de la función de verosimilitud/coste correspondiente a diferencia del resto de técnicas, que basan la optimización en algoritmos de búsqueda local según la dirección de la derivada de la función de verosimilitud/coste.

Por último, mostramos en la Figura 5.27 las simulaciones correspondientes al tiempo de ejecución de cada una de las técnicas de detección analizadas para diferentes valores de la longitud equivalente del canal MIMO  $P$ , para un canal MIMO  $2 \times 3$ , una relación señal a ruido de 10dB y 50.000 símbolos transmitidos por cada antena.

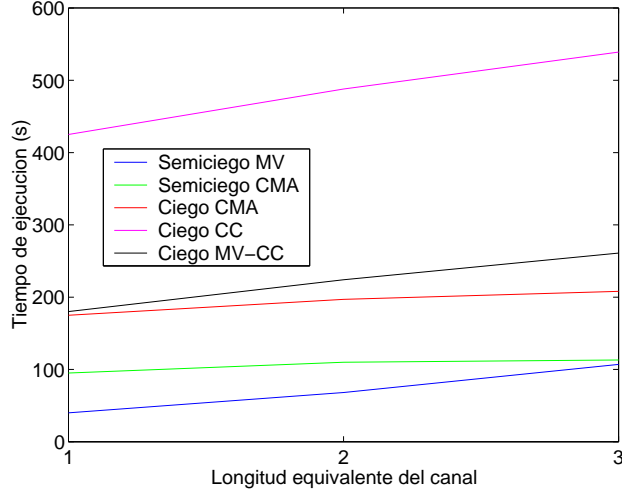


Figura 5.27: Complejidad temporal de las técnicas de detección según la longitud equivalente del canal  $P$

Podemos observar que el aumento de la longitud equivalente del canal lleva asociado, en el peor de los casos, un moderado aumento lineal de la complejidad temporal de las técnicas de detección debido a la asignación de recursos adicionales para cada una de las  $N$  ramas de recepción.

La complejidad de una técnica de detección es un parámetro que debe ser considerado, ya que existe un compromiso entre la misma y los recursos HW/FW/SW asignados al receptor. Teniendo en cuenta las simulaciones y comentarios anteriores puede llevarse a cabo una estimación de la complejidad de cada técnica de detección para escenarios no directamente contemplados en estos análisis, de manera que sirva como información adicional en el proceso de diseño de alto nivel del sistema de comunicaciones.

# Capítulo 6

## Conclusiones

### 6.1. Resultados del proyecto

A lo largo de este proyecto hemos tratado diversas cuestiones sobre sistemas de comunicaciones MIMO de manera más o menos profunda, por lo que merece la pena destacar los resultados más relevantes obtenidos conforme a los objetivos marcados.

En primer lugar, hemos proporcionado una introducción teórica al campo de las comunicaciones inalámbricas en sistemas MIMO. Hemos presentado aquellos aspectos diferenciadores respecto a los sistemas tradicionales SISO que les confieren unas ventajas sustanciales, destacando principalmente el aumento de la capacidad del canal si se realiza un procesamiento adecuado en transmisor y receptor y la posibilidad de llevar a cabo una codificación que tenga en cuenta la dimensión espacial para mejorar el rendimiento. Así mismo, hemos ofrecido alguna orientación básica de orden práctico para el diseño de esta clase de sistemas, que puede ser útil a la hora de fijar un diseño preliminar de alto nivel en la implementación de un sistema real de comunicaciones basado en estas técnicas. También destacamos las referencias bibliográficas facilitadas en este marco introductorio, de forma que el lector interesado puede encontrar los artículos, libros e informes consultados para mayor detalle sobre un área en concreto. Los sistemas MIMO aparecen como una de las tecnologías más prometedoras dentro del ámbito tecnológico de las comunicaciones inalámbricas y pueden llegar a marcar el futuro en este área. Las posibles aplicaciones van desde la implementación de enlaces punto a punto (basándose en una arquitectura monousuario) como enlaces punto a multipunto (basándose en una arquitectura multiusuario), por lo que las oportunidades de investigación, desarrollo y de negocio son importantes y deben ser tenidas en cuenta.

Posteriormente, hemos simulado numéricamente y analizado 4 técnicas de detección estadísticas para sistemas MIMO, ya existentes, con la siguiente valoración para cada una de ellas.

- *Técnica semiciega MV*. Técnica de detección que presenta unos buenos resultados en cuanto a tasa de error de símbolo tanto en canales de visión directa como visión no directa, con un comportamiento monótono de mejora según aumenta la relación señal a ruido desde valores muy bajos de la misma. La técnica presenta la complejidad temporal más baja de las analizadas, destacando especialmente en relaciones de señal a ruido altas en las que consigue una convergencia rápida. Una característica es su versatilidad, ya que puede ser utilizada con modulaciones de potencia no constante.
- *Técnica semiciega CMA*. Técnica de detección que presenta unos buenos resultados en cuanto a tasa de error de símbolo tanto en canales de visión directa como canales de visión no directa, aunque ocasionalmente presenta una asíntota de rendimiento, de forma que la tasa de error de símbolo no decrece según aumenta la relación señal a ruido; este comportamiento no ha podido ser explicado ni tampoco es nombrado en el artículo original. La técnica presenta una complejidad temporal baja muy estable frente a todos los parámetros analizados. Considerando que está basada en el algoritmo CM, su utilización es especialmente adecuada, aunque no restringida, a modulaciones de potencia constante.
- *Técnica ciega CMA*. Técnica de detección que presenta unos muy buenos resultados en cuanto a tasa de error de símbolo con un comportamiento monótono de mejora exclusivamente por encima de una relación señal a ruido umbral para canales de visión no directa y canales de visión directa con factor  $K$  bajo. La complejidad temporal asociada es media y bastante estable respecto a los parámetros analizados. Debido a su fundamento en el algoritmo CM, su utilización es especialmente adecuada, aunque no restringida, a modulaciones de potencia constante.
- *Técnica ciega CC*. Técnica de detección que presenta unos resultados totalmente defectuosos hasta el punto de convertirla en inservible para su uso real en la gran mayoría de escenarios y configuraciones analizados. Así mismo, la complejidad temporal asociada es la más alta de todas las técnicas y la que comparativamente más crece según los parámetros analizados. Al estar basada en el algoritmo CM, su utilización es especialmente adecuada, aunque no restringida, a modulaciones de potencia constante.

La aportación más destacable de este proyecto es la propuesta de una nueva técnica ciega de detección estadística basada en el principio de máxima verosimilitud con un término de correlaciones cruzadas, cuya valoración presentamos a continuación.

- *Técnica ciega MV-CC.* Técnica de detección que presenta unos muy buenos resultados en cuanto a tasa de error de símbolo tanto en canales de visión directa como canales de visión no directa con un factor  $K$  moderado y un comportamiento monótono de mejora de la misma según aumenta la relación señal a ruido desde valores bajos. La técnica hace uso de un algoritmo de búsqueda local modificado con el objetivo de mejorar la convergencia a máximos de mayor calidad de la función de verosimilitud regularizada. La complejidad temporal asociada es media y aumenta de manera moderada según los parámetros analizados, lo cual es debido al diezmado llevado a cabo en el proceso de cálculo de las correlaciones cruzadas. Teniendo en cuenta el principio de máxima verosimilitud en el que se basa, la técnica es adecuada para modulaciones de potencia no constante.

La otra aportación destacable del proyecto es la propuesta de la técnica de ordenación y sincronización de flujos cuya valoración presentamos.

- *Técnica de ordenación y sincronización.* Técnica conceptualmente sencilla para la ordenación y sincronización temporal de los flujos de datos detectados por un receptor MIMO basada en la transmisión periódica de unas secuencias cortas conocidas de símbolos y en el procesamiento estadístico de segundo orden que se lleva a cabo en el receptor. Este algoritmo es adaptable a todas las técnicas ciegas de detección analizadas. Una de las características relevantes es la derivación de las expresiones matemáticas cerradas del rendimiento de la misma, lo que permite una comprensión mayor del mismo y constituye una ayuda significativa en la etapa de diseño de un sistema.

Por último, entre las simulaciones numéricas llevadas a cabo, podemos destacar el efecto que tiene la configuración del sistema MIMO (en particular el número de antenas transmisoras y receptoras) sobre el rendimiento del sistema medida como SER. En general, podemos destacar que el aumento del número de antenas receptoras implica un rendimiento mayor al aumentar las observaciones independientes y por lo tanto, la diversidad disponible. Por otra parte, el aumento de antenas transmisoras (considerando siempre  $N < M$ ) viene asociado a la posibilidad de un aumento de la capacidad del canal a través del multiplexado espacial junto con una mayor complejidad computacional.

## 6.2. Líneas futuras de trabajo

Proponemos a continuación una serie de posibles líneas de trabajo que surgen a partir del trabajo realizado de análisis, desarrollo y simulación numérica de las técnicas presentadas a lo largo de la memoria de este proyecto de fin de carrera. Nos centramos exclusivamente en aquellas propuestas relativas a la técnica MV-CC original de este proyecto, dejando de lado las relativas a las técnicas desarrolladas por otros autores.

- Las técnicas ciegas de detección son muy sensibles a la inicialización de los procesadores del receptor en el caso de utilizar algoritmos de búsqueda local. Aunque los resultados obtenidos en este proyecto en cuanto a inicialización son buenos, podría estudiarse más a fondo este aspecto teniendo en cuenta las características de las superficies de verosimilitud regularizada del algoritmo MV-CC.
- El cálculo de las correlaciones cruzadas entre los flujos detectados conlleva un alto coste computacional, por lo que el desarrollo de algoritmos eficientes para esta tarea sería un avance considerable en receptores con recursos limitados.
- El algoritmo EM ha demostrado una alta velocidad de convergencia a los máximos de la función de verosimilitud especialmente en condiciones de una alta relación señal a ruido. El desarrollo del marco teórico para su posible utilización en el algoritmo MV-CC, en lugar del algoritmo de gradiente, sería de gran utilidad.
- Los parámetros del algoritmo MV-CC (constantes de normalización, paso de búsqueda, umbrales, desfase máximo y diezmado de las correlaciones cruzadas) han sido derivados para escenarios lo más generales posible, sin embargo en algunas circunstancias particulares podrían no ser válidos. El desarrollo de técnicas adaptativas para la determinación de estos parámetros podría ser ventajoso para escenarios variantes en el tiempo.
- Todos los análisis y desarrollos de las técnicas de detección se han realizado para un sistema de comunicaciones MIMO monousuario. La posible derivación (además de factibilidad) de estas técnicas para sistemas multiusuario es una tarea abierta.
- Los análisis de las técnicas de detección se han llevado a cabo mediante simulaciones numéricas. El siguiente paso para demostrar su viabilidad práctica sería realizar una campaña de medidas en sistemas reales evaluando el rendimiento alcanzado.

# Apéndice A

## Glosario

- **3G-HSDPA:** *3rd Generation High Speed Downlink Packet Access*
- **3GPP:** *3rd Generation Partnership Project*
- **AWGN:** *Additive White Gaussian Noise*
- **BER:** *Bit Error Rate*
- **BPSK:** *Binary Phase Shift Keying*
- **CC:** *Correlaciones Cruzadas*
- **CM:** *Constant Modulus*
- **CMA:** *Constant Modulus Algorithm*
- **CNAF:** *Cuadro Nacional de Atribución de Frecuencias*
- **CSI:** *Channel State Information*
- **CPU:** *Central Process Unit*
- **EM:** *Expectation Maximization*
- **ETSI:** *European Telecommunications Standards Institute*
- **FW:** *FirmWare*
- **GSM:** *Group Special Mobile / Global System for Mobile Comunications*
- **HW:** *HardWare*
- **IEEE:** *Institute of Electrical and Electronics Engineers*



- **ISI:** *Inter Symbol Interference*
- **ITU:** *International Telecommunications Union*
- **LOS:** *Line Of Sight*
- **LS:** *Least Squares*
- **MIMO:** *Multiple Input Multiple Output*
- **MISO:** *Multiple Input Single Output*
- **MLSD:** *Maximum Likelihood Sequence Detection*
- **MMSE:** *Minimum Mean Square Error*
- **MV:** *Máxima Verosimilitud*
- **NLOS:** *No Line Of Sight*
- **OFDM:** *Orthogonal Frequency Division Multiplexing*
- **PMR:** *Private Mobile Radio*
- **PSK:** *Phase Shift Keying*
- **QAM:** *Quadrature Amplitude Modulation*
- **QPSK:** *Quadrature Phase Shift Keying*
- **RF:** *Radio Frecuencia*
- **SER:** *Symbol Error Rate*
- **SIMO:** *Single Input Multiple Output*
- **SISO:** *Single Input Single Output*
- **SNR:** *Signal to Noise Ratio*
- **STC:** *Spatio Temporal Coding*
- **SVD:** *Singular Value Decomposition*
- **SW:** *SoftWare*
- **UMTS:** *Universal Mobile Telecommunications System*
- **WiMax:** *Worldwide Interoperability for Microwave Access*
- **WiFi:** *Wireless Fidelity*

# Bibliografía

- [1] A. J. Paulraj, R. Nabar, and R. Gore. *Introduction to Space-Time Wireless Communications*. Cambridge University Press, 2003.
- [2] A. J. Paulraj and T. Kailath. Increasing capacity in wireless broadcast systems using distributed transmission/directional reception. *Patent 5 345 599*, 1994.
- [3] I. E. Telatar. Capacity of multi-antenna gaussian channels. *AT&T Bell Laboratories, BL0 112 170-950 615-07TM*, 1995.
- [4] G. J. Foschini and M. J. Gans. On limits of wireless communications in a fading environment when using multiple antennas. *Wireless Personal Communications*, 6:311–335, March 1998.
- [5] V. Tarokh, N. Seshadri, and A. R. Calderbank. Space-time codes for high data rate wireless communication: Performance criterion and code construction. *IEEE Transactions in Information Theory*, 44(2):744–765, March 1998.
- [6] V. Tarokh, H. Jafarkhani, and A. R. Calderbank. Space time block codes from orthogonal designs. *IEEE Transactions in Information Theory*, 45(5):1456–1467, July 1999.
- [7] D. Gesbert, M. Shafi, D. Shiu, P. J. Smith, and A. Naguib. From theory to practice: An overview of MIMO space time coded wireless systems. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 21(3):281–302, April 2003.
- [8] A. J. Paulraj, D. Gore, R. U. Nabar, and H. Bölcskei. An overview of MIMO communications. a key to gigabit wireless. *Proceedings of the IEEE*, 92(2):198–218, February 2004.
- [9] Erceg et al. Channel models for fixed wireless applications. *IEEE, Tech. Rep., IEEE 802.16 Work Group*, 2001.

- [10] Lucent, Nokia, Siemens, and Ericsson. A standardized set of MIMO radio propagation channels. *3GPP TSG-RAN WG1 23*, November 2001.
- [11] C. E. Shannon. A mathematical theory of communications. *Bell System Technical Journal*, 27:379–423 and 623–656, 1948.
- [12] B. Holter. On the capacity of the MIMO channel - a tutorial introduction. *Proceedings of the IEEE Norwegian Symposium on Signal Processing (NORSIG01)*, pages 167–172, October 2001.
- [13] T. M Cover and J. A. Thomas. *Elements of Information theory*. John Wiley & Sons, Inc., 1991.
- [14] S. M. Alamouti. A simple transmit diversity technique for wireless communications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 16(8):1451–1458, October 1998.
- [15] D. Tse and P. Viswanath. *Fundamentals of Wireless Communication*. Cambridge University Press, 2005.
- [16] Xialoi Ma and G. B. Giannakis. Full-diversity full-rate complex-field space-time coding. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 51(11):2917–2930, November 2003.
- [17] L. Zheng and D.N.C. Tse. Diversity and multiplexing: a fundamental tradeoff in multiple-antenna channels. *IEEE Transactions on Information Theory*, 49:1073–1096, May 2003.
- [18] A. van der Veen, S. Talwar, and A. J. Paulraj. A subspace approach to blind space-time signal processing for wireless communication systems. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 45(1):173–190, January 1997.
- [19] A. Gorokhov and P. Loubaton. Blind identification of MIMO-FIR systems: A generalized linear prediction approach. *Elsevier Signal Processing*, 73:105–124, 1999.
- [20] G. D. Forney Jr. Maximum-likelihood sequence estimation of digital sequences in the presence of intersymbol interference. *IEEE Transactions on Information Theory*, 18(3):363–378, May 1972.
- [21] G. D. Forney Jr. The Viterbi algorithm. *Proceedings of the IEEE*, 61(3):268–278, March 1973.
- [22] J. G. Proakis and M. Salehi. *Communication Systems Engineering*. Prentice Hall International Editions, 1994.

- [23] J. G. Proakis and B. A. Bjerke. Equalization and decoding for multiple input multiple output wireless channels. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, (3):249–266, 2002.
- [24] U. Fincke and M. Pohst. Improved methods for calculating vectors of short length in a lattice, including a complexity analysis. *Mathematics of Computation*, 44(170):463–471, April 1985.
- [25] M. F. Bugallo, J. Míguez, and L. Castedo. An application of the maximum likelihood principle to semiblind space-time linear detection in multiple-access wireless communications. *Proceedings of the 11th IEEE Signal Processing Workshop on Statistical Signal Processing*, pages 198–201, 2001.
- [26] A. P. Dempster, N. M. Laird, and D. B. Rubin. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 39(1):1–38, 1977.
- [27] S. M. Kay. *Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory*. Prentice Hall, 1993.
- [28] A. M. Kuzminskiy and D. Hatzinakos. Semi-blind spatiotemporal processing with temporal scanning for short burst SDMA systems. *Signal Processing*, 80(10):2063–2073, October 2000.
- [29] C. M. Bishop. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford University Press, 1995.
- [30] D. N. Godard. Self-recovering equalization and carrier tracking in two-dimensional data communication system. *IEEE Transactions on Communications*, 28(11):1867–1875, November 1980.
- [31] W.A. Sethares, G.A. Rey, and C.R. Johnson Jr. Approach to blind equalization of signals with multiple modulus. *IEEE Proc. ICASSP*, pages 972–975, April 1989.
- [32] Z. Xu. New cost function for blind estimation of M-PSK signals. *Wireless Communications and Networking Conference, 2000. WCNC. 2000 IEEE*, 3:1501–1505, September 2000.
- [33] C. Johnson, P. Schniter, T. Endres, J. Behm, D. Brown, and R. Casas. Blind equalization using the constant modulus criterion: A review. *Proceedings of the IEEE*, 86(10):1927–1950, October 1998.
- [34] A. Özen, I. Kaya, and B. Soysal. A supervised constant modulus algorithm for blind equalization. *Wireless Personal Communications*, pages 1–16, 2010. 10.1007/s11277-010-0045-1.

- [35] J. K. Tugnait. Blind equalization and channel estimation for multiple-input multiple-output communications systems. *Proceedings IEEE 1996 ICASSP*, pages 2443–2446, May 1996.
- [36] C. B. Papadias and A. Paulraj. A space-time constant modulus algorithm for SDMA systems. *Proceedings IEEE/VTS 46th Vehicular Technology Conference (VTC-96)*, April 1996.
- [37] L. Castedo, C. J. Escudero, and A. Dapena. A blind signal separation method for multiuser communications. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 45(5):1343–1348, May 1997.